

INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO, CIÊNCIA E
TECNOLOGIA DE SÃO PAULO

KAUÊ REIS DOS SANTOS

**Classificação de sinais eletroencefalográficos
utilizando Transformada Wavelet Discreta e
Máquina de Vetores de Suporte: uma aplicação
na diferenciação entre crises epiléticas e crises
não epiléticas psicogênicas**

São Paulo

2018

KAUÊ REIS DOS SANTOS

Classificação de sinais eletroencefalográficos utilizando Transformada Wavelet Discreta e Máquina de Vetores de Suporte: uma aplicação na diferenciação entre crises epiléticas e crises não epiléticas psicogênicas

Dissertação apresentada ao Programa de Mestrado Profissional em Automação e Controle de Processos do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de São Paulo como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Automação e Controle de Processos

Orientador: Prof. Dr. Ricardo Pires

São Paulo

2018

Catálogo na fonte
Biblioteca Francisco Montojos - IFSP Campus São Paulo
Dados fornecidos pelo(a) autor(a)

S237c	<p>Santos, Kauê Reis dos</p> <p>Classificação de sinais eletroencefalográficos utilizando transformada wavelet discreta e máquina de vetores de suporte: uma aplicação na diferenciação entre crises epiléticas e crises não epiléticas psicogênicas / Kauê Reis dos Santos. São Paulo: [s.n.], 2017.</p> <p>138 f.</p> <p>Orientador: Prof. Dr. Ricardo Pires</p> <p>Dissertação (Mestrado Profissional em Automação e Controle de Processos) - Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de São Paulo, IFSP, 2017.</p> <p>1. Crises Epiléticas. 2. Cnep. 3. Dwt. 4. Eeg. 5. Svm. I. Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de São Paulo II. Título.</p> <p>CDD 629.8</p>
-------	---

ATA DE EXAME DE DEFESA DE DISSERTAÇÃO

Nome do Programa: **Mestrado Profissional em Automação e Controle de Processos**

Nome do(a) Aluno(a): **Kauê Reis dos Santos**

Nome do(a) Orientador(a): **Prof. Dr. Ricardo Pires**

Nome do(a) Coorientador(a):

Título do Trabalho: "Classificação de sinais eletroencefalográficos utilizando Transformada Wavelet Discreta e Máquina de Vetores de Suporte: uma aplicação na diferenciação entre crises epiléticas e crises não epiléticas psicogênicas"

Abaixo o resultado de cada participante da Banca Examinadora

Nome completo dos Participantes Titulares da Banca	Sigla da Instituição	Aprovado / Não Aprovado
Prof. Dr. Ricardo Pires – Orientador	IFSP – SPO	<i>aprovado</i>
Prof. Dr. Eduardo Alves da Costa - Membro Interno	IFSP – SPO	<i>APPROVADO</i>
Dra. Maria Sigride Thome de Souza – Membro Externo	IPq - HCFMUSP	<i>Aprovado</i>
Nome completo dos Participantes Suplentes da Banca	Sigla da Instituição	Aprovado / Não Aprovado
Prof. Dr. Alexandre Simião Caporali - Membro Interno	IFSP – SPO	
Dra. Lia Arno Fiore – Membro Externo	IPq - HCFMUSP	

Considerando-o: ☒ APROVADO
☐ NÃO APROVADO

Assinaturas

São Paulo, 10 de 10 de 2018

Ricardo Pires

Presidente da Banca

Eduardo Alves da Costa

Membro Interno

Maria Sigride T. Souza

Membro Externo

Observações:

Agradecimentos

Agradeço ao Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de São Paulo campus São Paulo, sua direção e a todos servidores pela oportunidade que me foi dada ao disponibilizarem este curso.

Agradeço a todos os servidores da Coordenadoria de Registros Escolares de Pós-Graduação por toda ajuda nas diversas etapas do curso.

Agradeço à coordenação, ao corpo docente e aos colegas do Mestrado Profissional em Automação e Controle de Processos pelo apoio e ensinamentos durante todo o curso.

Agradeço a todos os membros do Laboratório de Controle Aplicado (LCA-IFSP) por possibilitarem esta pesquisa e outras que poderão contribuir para o desenvolvimento da ciência e de toda a sociedade.

Meu agradecimento especial vai a médica Dra. Maria Sigríde Thomé de Souza e toda a sua equipe da Unidade de Videoeletroencefalografia (VEEG) do Instituto de Psiquiatria do Hospital das Clínicas da Faculdade de Medicina da Universidade de São Paulo (IPq-HCFMUSP), pela enorme colaboração e por sempre serem muito prestativos em todos os momentos enquanto estive presente. Tive a oportunidade de conhecer profissionais que além de serem extremamente competentes, têm muito carinho e dedicação pelo que fazem.

Meu outro agradecimento especial vai ao Prof. Dr. Alexandre Brincalepe Campo pelo seu empenho contínuo na melhoria da instituição e no desenvolvimento dos seus alunos, servindo de referência profissional a todos nós.

Agradeço imensamente ao meu orientador e Prof. Dr. Ricardo Pires por toda sua ajuda e paciência durante toda a realização deste trabalho. É mais um professor que a todo o momento almeja e trabalha para que seus alunos evoluam constantemente, nunca desistindo deles.

Por último, agradeço aos meus amigos, meus pais, meu irmão e, em especial, a minha noiva Jéssica, pelo apoio, incentivo e por acreditarem em mim.

Resumo

O presente trabalho aborda o estudo e aplicação da Transformada Wavelet Discreta (DWT) em conjunto com o classificador do tipo Máquina de Vetores de Suporte (SVM) na diferenciação entre crises epiléticas e crises não epiléticas psicogênicas (CNEP). Um banco de dados com exames de eletroencefalograma (EEG) contendo crises epiléticas e crises não epiléticas psicogênicas foi coletado na Unidade de Videoeletroencefalografia do Instituto de Psiquiatria do Hospital das Clínicas da Faculdade de Medicina da Universidade de São Paulo (IPq-HCFMUSP). No processamento do sinal EEG, foi utilizada a Transformada Wavelet Discreta (DWT) baseada nas famílias Coiflet 1 e Daubechies 4 e a extração direta do sinal (sem usar DWT). A partir desses processamentos, foram gerados vetores de características para o treinamento e avaliação do classificador SVM. Na análise do desempenho do classificador, foram realizados testes modificando-se o número de vetores de características para o treinamento do classificador, a origem do vetor de características (Coiflet 1, Daubechies 4 e extração direta) e o tipo de kernel (Linear, Polinomial, Função de Base Radial - RBF - e Sigmoide). Como resultado, no caso do emprego de janelas de 1 segundo no processamento do sinal EEG, o classificador foi capaz de atingir uma taxa de acerto (acurácia) de até 100% usando o kernel Linear e as famílias Coiflet 1 e Daubechies 4. No caso da utilização do tempo total de cada crise, o classificador obteve uma taxa de acerto de até 100% nos quatro tipo de kernel usando a família Coiflet 1. Desse modo, com base nos vetores de características utilizados, foi possível concluir que o classificador SVM é eficiente e o seu uso é viável na diferenciação entre crise epilética e CNEP.

Palavras-chave: Crises epiléticas. CNEP. DWT. EEG. SVM.

Abstract

The present work deals with the study and application of the Discrete Wavelet Transform (DWT) in conjunction with the Supporting Vector Machine (SVM) classifier in the differentiation between epileptic seizures and psychogenic non-epileptic seizures (PNES). A database with electroencephalogram (EEG) tests containing epileptic seizures and psychogenic non-epileptic seizures was collected at the Videoelectroencephalography Unit of the Institute of Psychiatry of the Hospital das Clínicas of the Medical School of the University of São Paulo (IPq-HCFMUSP). In the EEG signal processing, the Wavelet Discrete Transform (DWT) based on the Coiflet 1 and Daubechies 4 families and the direct signal extraction (without DWT) were used. From these processing, characteristic vectors were generated for the training and evaluation of the SVM classifier. In the analysis of the performance of the classifier, tests were performed by modifying the number of characteristics vectors for the classifier training, the origin of the characteristic vector (Coiflet 1, Daubechies 4 and direct extraction) and the kernel type (Linear, Polynomial, Radial Base Function - RBF - and Sigmoid). As a result, in the case of the use of 1-second windows in the EEG signal processing, the classifier was able to achieve a hit rate (accuracy) of up to 100% using the Linear kernel and the Coiflet 1 and Daubechies 4 families. In the case of the use of the total time of each crisis, the classifier obtained a hit rate of up to 100% in the four kernel types using the Coiflet 1 family. Thus, based on the feature vectors used, it was possible to conclude that the classifier SVM is efficient and its use is feasible in the differentiation between epileptic seizures and PNES.

Keywords: DWT. Epileptic seizures. EEG. PNES. SVM.

Lista de figuras

Figura 1 – Tipos de crises epilépticas e regiões afetadas (ADAPTADO)	24
Figura 2 – Diferentes tipos de crises a partir do EEG: (A) Crise epiléptica e (B) CNEP.	25
Figura 3 – Intubação endotraqueal	26
Figura 4 – Exame de Eletroencefalograma (EEG)	29
Figura 5 – Método de medida para o encontro das posições dos eletrodos da linha média.	30
Figura 6 – Visão frontal do posicionamento dos eletrodos centrais em relação ao plano coronal.	30
Figura 7 – Vista superior dos eletrodos da linha temporal bem como dos eletrodos F3 e F4 e P3 e P4.	31
Figura 8 – Sistema Internacional 10-20	32
Figura 9 – Nomenclatura de eletrodos (terminologia nova e antiga)	32
Figura 10 – Tipos de ondas cerebrais	33
Figura 11 – Classificação dos períodos de EEG (ADAPTADO) . . .	35
Figura 12 – Atividade base do EEG versus paroxismo epileptiforme	36
Figura 13 – A) Paroxismos epileptiformes interictais; B) Paroxismos epileptiformes ictais	36
Figura 14 – Exemplo de um sinal estacionário com frequências de 4 e 8 Hz	37
Figura 15 – Exemplo de um sinal não estacionário	38
Figura 16 – Transformada de Fourier do sinal seno e da soma de sinais senos	39
Figura 17 – Resolução no plano tempo-frequência via análise (a) STFT (b) Transformada Wavelet	41
Figura 18 – Sinal seno de 8 Hz com duas descontinuidades em 0.3 s e 0.72 s e seus respectivos coeficientes da CWT.	43
Figura 19 – Sinal seno de 3000 Hz com duas descontinuidades em 0.3 s e 0.72 s e seus respectivos coeficientes da CWT. . . .	43

Figura 20 – Um sinal seno de 8 Hz contínuo e seus respectivos coeficientes da CWT.	44
Figura 21 – Diagrama de blocos da análise de filtros	45
Figura 22 – Um banco de filtros de 3 níveis	46
Figura 23 – Famílias Wavelet: (a) Coiflet; (b) Daubechies; (c) Haar; (d) Symmlet.	46
Figura 24 – Diversos hiperplanos gerados pelo SVM	48
Figura 25 – Vetores de suporte para a construção do hiperplano ótimo	49
Figura 26 – Hiperplano separando dados linearmente separáveis em 1D, 2D e 3D	49
Figura 27 – Função de <i>kernel</i> mapeando dados de 1 para 2 Dimensões	50
Figura 28 – Função de <i>kernel</i> mapeando dados de 2 para 3 Dimensões	50
Figura 29 – A) Subconjuntos linearmente separáveis B) Vetores de suporte	52
Figura 30 – Variáveis soltas	55
Figura 31 – Mudança do espaço dos dados pela função de <i>kernel</i> (ϕ)	58
Figura 32 – Aparelho de videoeletroencefalografia	70
Figura 33 – Neurofax EEG-1200 (JE-921A)	71
Figura 34 – Montagem bipolar longitudinal ou “montagem dupla banana”	71
Figura 35 – Tela principal do software NeuroWorkbench	73
Figura 36 – Etapas - Experimento 1	74
Figura 37 – Formato da wavelet Coif1 (esquerda) e formato da wavelet Daub4 (direita)	75
Figura 38 – Menu principal do Wavelet Toolbox do MATLAB . . .	76
Figura 39 – Importação do sinal de EEG de 18 canais do <i>Workspace</i> do para o Wavelet Toolbox do MATLAB	76
Figura 40 – Exemplo de um sinal decomposto em 5 níveis pela família Daubechies 4	77
Figura 41 – Coeficientes gerados pela decomposição de um sinal em 5 níveis pela família Daubechies 4	77
Figura 42 – Etapas - Experimento 2	80

Figura 43 – Etapas - Experimento 3	82
Figura 44 – Etapas - Experimento 4	83
Figura 45 – Validação Cruzada pelo método <i>k-fold</i>	84
Figura 46 – Média das previsões - SVM <i>kernel</i> Linear - Janelas 1 segundo	86
Figura 47 – Média das previsões - SVM <i>kernel</i> Polinomial - Janelas 1 segundo	89
Figura 48 – Média das previsões - SVM <i>kernel</i> RBF - Janelas 1 segundo	91
Figura 49 – Média das previsões - SVM <i>kernel</i> Sigmoidal - Janelas 1 segundo	93
Figura 50 – Média das previsões - SVM <i>kernel</i> Linear - Tempo total	95
Figura 51 – Média das previsões - SVM <i>kernel</i> Polinomial - Tempo total	97
Figura 52 – Média das previsões - SVM <i>kernel</i> RBF - Tempo total .	99
Figura 53 – Média das previsões - SVM <i>kernel</i> Sigmoidal - Tempo total	101

Lista de quadros

2.1	Teste de diagnóstico	28
2.2	Características dos tipos de ondas.	34
4.1	Características do aparelho de Videoeletroencefalografia . .	72

Lista de tabelas

Tabela 1 – Pacientes - Crise Não Epiléptica Psicogênica (CNEP) .	69
Tabela 2 – Pacientes - Crise Epiléptica (CE)	69
Tabela 3 – Resultados das Previsões: SVM <i>kernel</i> Linear - Wavelet Coif1 - Exp. 1	85
Tabela 4 – Resultados das Previsões: SVM <i>kernel</i> Linear - Wavelet Db4 - Exp. 1	86
Tabela 5 – Resultados das Previsões: SVM <i>kernel</i> Linear - Extração direta - Exp. 2	86
Tabela 6 – Resultados das Previsões: SVM <i>kernel</i> Polinomial - Wa- velet Coif1 - Exp. 1	88
Tabela 7 – Resultados das Previsões: SVM <i>kernel</i> Polinomial - Wa- velet Db4 - Exp. 1	88
Tabela 8 – Resultados das Previsões: SVM <i>kernel</i> Polinomial - Ex- tração direta - Exp. 2	88
Tabela 9 – Resultados das Previsões: SVM <i>kernel</i> RBF - Wavelet Coif1 - Exp. 1	90
Tabela 10 – Resultados das Previsões: SVM <i>kernel</i> RBF - Wavelet Db4 - Exp. 1	90
Tabela 11 – Resultados das Previsões: SVM <i>kernel</i> RBF - Extração direta - Exp. 2	90
Tabela 12 – Resultados das Previsões: SVM <i>kernel</i> Sigmoide - Wavelet Coif1 - Exp. 1	92
Tabela 13 – Resultados das Previsões: SVM <i>kernel</i> Sigmoide - Wavelet Db4 - Exp. 1	92
Tabela 14 – Resultados das Previsões: SVM <i>kernel</i> Sigmoide - Extra- ção direta - Exp. 2	92
Tabela 15 – Resultados das Previsões: SVM <i>kernel</i> Linear - Wavelet Coif1 - Exp. 3	94

Tabela 16 – Resultados das Previsões: SVM <i>kernel</i> Linear - Wavelet Db4 - Exp. 3	94
Tabela 17 – Resultados das Previsões: SVM <i>kernel</i> Linear - Extração direta - Exp. 4	95
Tabela 18 – Resultados das Previsões: SVM <i>kernel</i> Polinomial - Wa- velet Coif1 - Exp. 3	96
Tabela 19 – Resultados das Previsões: SVM <i>kernel</i> Polinomial - Wa- velet Db4 - Exp. 3	97
Tabela 20 – Resultados das Previsões: SVM <i>kernel</i> Polinomial - Ex- tração direta - Exp. 4	97
Tabela 21 – Resultados das Previsões: SVM <i>kernel</i> RBF - Wavelet Coif1 - Exp. 3	98
Tabela 22 – Resultados das Previsões: SVM <i>kernel</i> RBF - Wavelet Db4 - Exp. 3	98
Tabela 23 – Resultados das Previsões: SVM <i>kernel</i> RBF - Extração direta - Exp. 4	99
Tabela 24 – Resultados das Previsões: SVM <i>kernel</i> Sigmoide - Wavelet Coif1 - Exp. 3	100
Tabela 25 – Resultados das Previsões: SVM <i>kernel</i> Sigmoide - Wavelet Db4 - Exp. 3	100
Tabela 26 – Resultados das Previsões: SVM <i>kernel</i> Sigmoide - Extra- ção direta - Exp. 4	100
Tabela 27 – Validação Cruzada <i>k-fold</i> - SVM <i>kernel</i> Linear - 1 segundo	102
Tabela 28 – Validação Cruzada <i>k-fold</i> - SVM <i>kernel</i> Polinomial - 1 segundo	102
Tabela 29 – Validação Cruzada <i>k-fold</i> - SVM <i>kernel</i> RBF - 1 segundo	103
Tabela 30 – Validação Cruzada <i>k-fold</i> - SVM <i>kernel</i> Sigmoide - 1 segundo	103
Tabela 31 – Comparação das acurácias - Experimentos 1, 2 e Validação Cruzada <i>k-fold</i> - 1 segundo	103
Tabela 32 – Validação Cruzada <i>k-fold</i> - SVM <i>kernel</i> Linear - tempo total	104

Tabela 33 – Validação Cruzada <i>k-fold</i> - SVM <i>kernel</i> Polinomial - tempo total	104
Tabela 34 – Validação Cruzada <i>k-fold</i> - SVM <i>kernel</i> RBF - tempo total	104
Tabela 35 – Validação Cruzada <i>k-fold</i> - SVM <i>kernel</i> Sigmoidal - tempo total	105
Tabela 36 – Comparação das acurácias - Experimentos 3, 4 e Validação Cruzada <i>k-fold</i> - tempo total	105
Tabela 37 – Comparação da abordagem proposta - melhores resultados	105

Lista de abreviaturas e siglas

CE	Crise Epiléptica
CNEP	Crise Não Epiléptica Psicogênica
CWT	Transformada Wavelet Contínua
DFT	Transformada Discreta de Fourier
DWT	Transformada Wavelet Discreta
EEG	Eletroencefalograma
FN	Falso Negativo
FP	Falso Positivo
FT	Transformada contínua de Fourier
FFT	Transformada Rápida de Fourier
ILAE	Liga Internacional Contra a Epilepsia
STFT	Transformada de Fourier de curta duração
SVM	Máquina de Vetores de Suporte
VN	Verdadeiro Negativo
VP	Verdadeiro Positivo
WT	Transformada Wavelet

Sumário

1	INTRODUÇÃO	20
1.1	Problema	20
1.2	Objetivos	21
1.2.1	Objetivos gerais	21
1.2.2	Objetivos específicos	21
1.3	Justificativa	21
1.4	Organização do trabalho	22
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	23
2.1	Epilepsia	23
2.1.1	Crise epiléptica e Epilepsia	23
2.1.2	Crise não epiléptica psicogênica	24
2.1.3	Diagnósticos	26
2.1.3.1	Diagnóstico Clínico da Epilepsia	27
2.1.3.2	Diagnóstico Complementar da Epilepsia	27
2.1.3.3	Diagnóstico da CNEP	27
2.1.3.4	Interpretação dos resultados de exames	28
2.1.4	Eletroencefalograma (EEG)	29
2.1.5	Ondas Cerebrais	33
2.1.6	Classificação dos períodos do EEG	35
2.1.7	Paroxismos epileptiformes	35
2.2	Extração de características dos sinais	36
2.2.1	Sinal	37
2.2.2	Transformada contínua de Fourier (FT)	38
2.2.3	Transformada de Fourier de Curta Duração (STFT)	40
2.2.4	Transformada Wavelet (WT)	40
2.2.4.1	Transformada Wavelet Contínua (CWT)	41
2.2.4.2	Transformada Wavelet Discreta (DWT)	44
2.2.4.3	Famílias Wavelet	46

2.3	Máquinas de Vetores de Suporte - SVM	47
2.3.1	Introdução	47
2.3.2	Funcionamento básico da SVM	48
2.3.2.1	Dados linearmente separáveis	48
2.3.2.2	Dados não-linearmente separáveis	50
2.3.3	Definições matemáticas	51
2.3.3.1	Hiperplano ótimo para padrões linearmente separáveis	51
2.3.3.2	Hiperplano ótimo para padrões não separáveis linearmente .	54
2.3.3.3	SVM para dados não separáveis linearmente	57
3	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	60
3.1	Utilização da Transformada Wavelet na detecção de crises epiléticas	60
3.2	Utilização de Wavalets e aprendizado de máquina para classificação de sinais de EEG	61
3.3	Utilização de Wavelets e aprendizado de máquina para classificação de crises epiléticas	62
3.4	Classificação automática de crises epiléticas e crises não epiléticas psicogênicas	64
4	METODOLOGIA	68
4.1	Base de dados	68
4.2	Características do aparelho de Videoeletroencefalografia	70
4.3	Filtragem do sinal	72
4.4	Experimento 1:	
	Classificação de Crises Epiléticas e Crises Não Epiléticas Psicogênicas utilizando a Transformada Wavelet nos sinais para trechos de 1 segundo.	74
4.5	Experimento 2:	
	Classificação de Crises Epiléticas e Crises Não Epiléticas Psicogênicas extraindo informações diretamente dos sinais para trechos de 1 segundo.	80

4.6	Experimento 3: Classificação de Crises Epilépticas e Crises Não Epilép- ticas Psicogênicas utilizando a Transformada Wavelet nos sinais considerando o tempo total de cada uma das crises.	82
4.7	Experimento 4: Classificação de Crises Epilépticas e Crises Não Epilép- ticas Psicogênicas extraíndo informações diretamente dos sinais considerando o tempo total de cada uma das crises.	83
4.8	Validação dos resultados utilizando a validação cruzada pelo método <i>k-fold</i>	84
5	RESULTADOS E DISCUSSÕES	85
5.1	Experimentos 1 e 2 - janelas de 1 segundo das crises .	85
5.1.1	SVM <i>kernel</i> Linear	85
5.1.2	SVM <i>kernel</i> Polinomial	87
5.1.3	SVM <i>kernel</i> RBF	89
5.1.4	SVM <i>kernel</i> Sigmoide	91
5.1.5	Comparação dos resultados - janelas de 1 segundo	93
5.2	Experimentos 3 e 4 - tempo total de cada crise	94
5.2.1	SVM <i>kernel</i> Linear	94
5.2.2	SVM <i>kernel</i> Polinomial	96
5.2.3	SVM <i>kernel</i> RBF	98
5.2.4	SVM <i>kernel</i> Sigmoide	99
5.2.5	Comparação dos resultados - tempo total de cada crise	101
5.3	Validação Cruzada	102
5.3.1	Validação cruzada - janelas de 1 segundo das crises - Exp. 1 e 2	102
5.3.2	Validação cruzada - tempo total de cada crise - Exp. 3 e 4	104
5.4	Comparação dos resultados com outros trabalhos . . .	105
6	CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS	107
6.1	Conclusões	107

6.2	Sugestões para trabalhos futuros	108
	REFERÊNCIAS	110
	APÊNDICE A – MATLAB: LEITURA DO ARQUIVO DO TIPO EDF	115
	APÊNDICE B – MATLAB: PROCESSAMENTO DO EEG E VETORES DE CARACTERÍS- TICAS - JANELAS DE 1 SEGUNDO DAS CRISES - EXPERIMENTOS 1 E 2	116
	APÊNDICE C – MATLAB: PROCESSAMENTO DO EEG E VETORES DE CARACTERÍS- TICAS - TEMPO TOTAL DE CADA CRISE - EXPERIMENTOS 3 E 4 . .	119
	APÊNDICE D – MATLAB: NORMALIZAÇÃO DOS VE- TORES DE CARACTERÍSTICAS E UTILIZAÇÃO DO CLASSIFICADOR SVM - JANELAS DE 1 SEGUNDO DAS CRISES - EXPERIMENTOS 1 E 2	122
	APÊNDICE E – MATLAB: NORMALIZAÇÃO DOS VE- TORES DE CARACTERÍSTICAS E UTILIZAÇÃO DO CLASSIFICADOR SVM - TEMPO TOTAL DE CADA CRISE - EXPERIMENTOS 3 E 4 . .	128
	APÊNDICE F – MATRIZ DE CONFUSÃO	134

1 Introdução

Epilepsia é um distúrbio cerebral que afeta cerca de 1% da população mundial e, no Brasil, há aproximadamente 3 milhões de pacientes diagnosticados com este distúrbio. É caracterizada por atividades elétricas anormais dos neurônios no cérebro que podem levar a convulsões recorrentes e espontâneas (ROSADO; ROSA, 2016; OLIVEIRA et al., 2008).

Aproximadamente 30% da população epilética não tem sucesso ao ser tratada por medicamentos, ou seja, são farmacorresistentes. Estes pacientes não apresentam resposta adequada ao tratamento medicamentoso, levando a prejuízo na qualidade de vida (KWAN et al., 2010; ROSADO; ROSA, 2016).

Para a confirmação da epilepsia, é executada uma técnica não invasiva denominada Eletroencefalografia. Esta técnica faz uso de vários eletrodos no couro cabeludo para capturar a atividade eletrofisiológica que é originada no cérebro, sendo que cada eletrodo corresponde a um canal distinto. O produto destas medidas é o eletroencefalograma (EEG), que consiste no conjunto de sinais gravados em cada canal. O EEG tem sido uma ferramenta valiosa no diagnóstico e avaliação de distúrbios neurológicos, em particular para a epilepsia. Os pacientes que são suspeitos de apresentar essa condição estão sempre sujeitos a uma gravação de EEG (ROSADO; ROSA, 2016).

1.1 Problema

A detecção de crises epiléticas é um componente importante no diagnóstico de epilepsia e para o controle de convulsões (BAJAJ; PACHORI, 2013). Por um lado, esta detecção envolve a observação visual das gravações de EEG por médicos neurofisiologistas experientes na prática clínica. Com esta análise visual, é possível identificar e classificar a crise presente no sinal de EEG. Geralmente, os registros são multicanal, então sua investigação

implica uma tarefa complexa e demorada (OROSCO et al., 2016; BAJAJ; PACHORI, 2013). Por outro lado, um sistema auxiliar de detecção automática de crises poderia reduzir consideravelmente o volume de dados a serem observados pelos médicos (OROSCO et al., 2016).

Além disso, este sistema auxiliar também poderia ajudar na diferenciação entre crises epiléticas (CE) e crises não epiléticas psicogênicas (CNEP), ou seja, crises de origem psicológica. Cerca de 20% dos indivíduos encaminhados aos centros de estudos de epilepsia sofrem de CNEP (OLIVEIRA et al., 2008).

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivos gerais

Propor um sistema de classificação automática que preveja se uma amostra do sinal EEG é uma crise epilética ou uma crise não epilética psicogênica (CNEP).

1.2.2 Objetivos específicos

- Encontrar uma forma de extração de características do sinal EEG que permita a obtenção de bons resultados de classificação;
- Comparar os resultados obtidos pelo uso de diferentes *kernels* para o classificador SVM.

1.3 Justificativa

O desenvolvimento de um classificador automático será útil para auxiliar um médico especialista na diferenciação entre crises epiléticas e de crises não epiléticas psicogênicas. O resultado desta classificação poderá ser levado em conta em diagnósticos complementares, como já ocorre com o exame de EEG (MINISTÉRIO DA SAÚDE, 2013).

1.4 Organização do trabalho

O capítulo 1 apresenta informações introdutórias sobre o tema desta pesquisa, como: contextualização, problematização, justificativa e objetivos. O capítulo 2 descreve os fundamentos teóricos, relevantes para o entendimento da pesquisa, relacionados aos temas de epilepsia, extração de características dos sinais e do classificador do tipo Máquina de Vetores de Suporte (SVM). O capítulo 3 consiste na revisão bibliográfica de artigos que possuem informações relevantes para o desenvolvimento desta dissertação. O capítulo 4 explica em detalhes os métodos utilizados na pesquisa. O capítulo 5 retrata os resultados obtidos e suas discussões. Por fim, o capítulo 6 expõe as conclusões e os trabalhos futuros sugeridos.

2 Fundamentação Teórica

Neste capítulo, serão apresentados os conceitos básicos para o entendimento deste trabalho. Na primeira parte, serão abordados os conceitos relacionados com a Epilepsia. Em seguida, serão explorados os conceitos relativos à extração de características dos sinais, como: definições, tipos e transformadas. Finalmente, serão tratadas noções sobre o funcionamento e características do classificador do tipo Máquina de Vetores de Suporte (SVM), concluindo com suas respectivas equações matemáticas.

2.1 Epilepsia

Nesta seção, inicialmente, serão apresentados os conceitos de crises epiléticas e crises não epiléticas psicogênicas (CNEP) para a posterior definição de epilepsia. Em seguida, serão abordados os tipos de diagnósticos, o eletroencefalograma (EEG) e, por último, as ondas cerebrais (tipos, características e formatos).

2.1.1 Crise epilética e Epilepsia

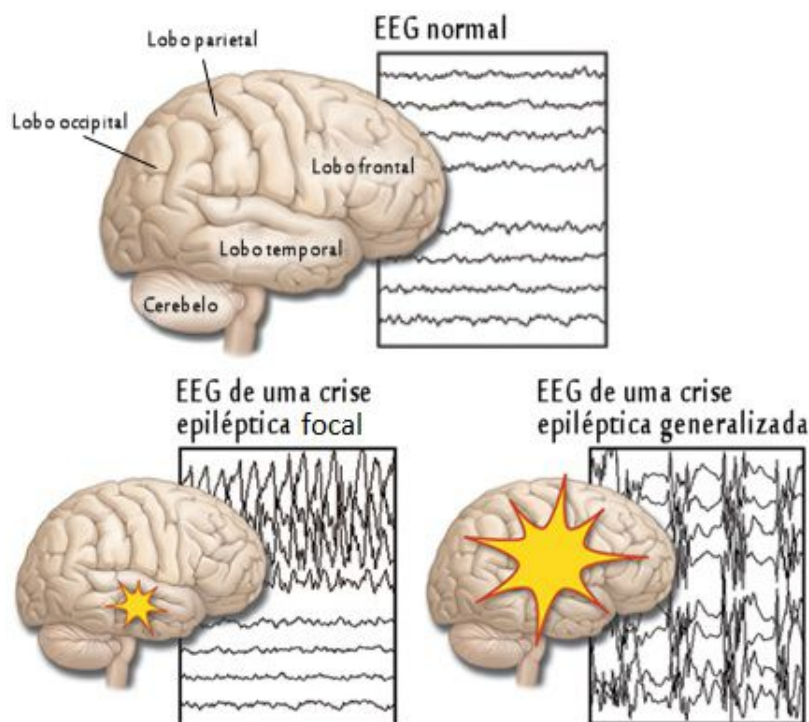
Crise epilética é conceituada como atividade elétrica anormal, excessiva e síncrona de grupos dos neurônios. Ocorrem transitoriamente sinais e / ou sintomas característicos que podem ser constatados tanto pelo paciente quanto por um observador, tais como: alterações na consciência, ou eventos motores, sensitivos/sensoriais, autonômicos ou psíquicos involuntários (FISHER et al., 2014).

Epilepsia, segundo a Liga Internacional Contra a Epilepsia (ILAE), é definida como:

Epilepsia é um transtorno do cérebro caracterizado por uma predisposição duradoura em gerar crises epiléticas, com consequências neurobiológicas, sociais, cognitivas e psicológicas. A definição de epilepsia requer a ocorrência de, pelo menos, uma crise epilética (FISHER et al., 2014, p. 476).

Na figura 1, são apresentados os tipos de crises epiléticas. As crises generalizadas ocorrem em toda a região do cérebro. No caso das focais, apenas uma determinada região do cérebro é afetada (FISHER et al., 2014).

Figura 1 – Tipos de crises epiléticas e regiões afetadas (ADAPTADO)



Fonte: <<https://hmsportugal.wordpress.com/2012/05/23/epilepsia/>>. Acesso em: jan. 2018.

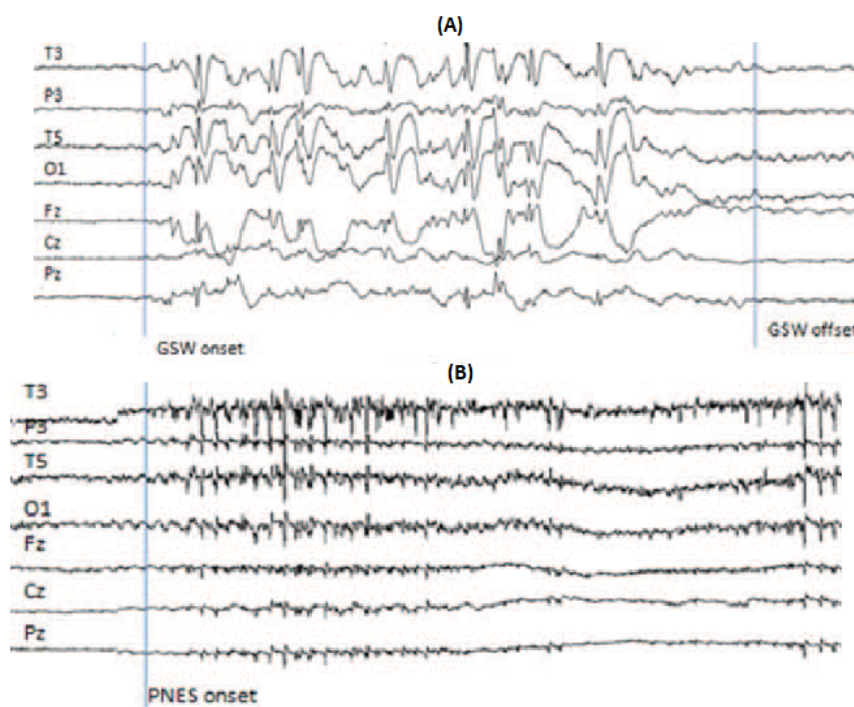
2.1.2 Crise não epilética psicogênica

A Crise Não Epilética Psicogênica (CNEP), também designada *Psychogenic Non-Epileptic Seizures (PNES)*, apesar de ter comportamento similar ao da crise epilética, diferencia-se desta por não ter origem nas descargas elétricas anormais características de crises epiléticas. Ao invés disso, sua origem é psicológica (KURCGANT; AYRES, 2011).

Na figura 2, é apresentado um subconjunto de traçados de EEG típicos de crises epiléticas (A), ou do inglês, *generalized spike wave discharges (GSW)*. Neste caso, há um surto de pico generalizado de 3-5 Hz e complexo de onda lenta com duração de aproximadamente 5 segundos. Os marcadores

indicam o início e o fim da crise. Em (B), ocorre um fragmento de EEG durante um PNES. Nenhum correlato de EEG pode ser visto e a gravação é frequentemente prejudicada por artefatos musculares (PIPPA et al., 2016).

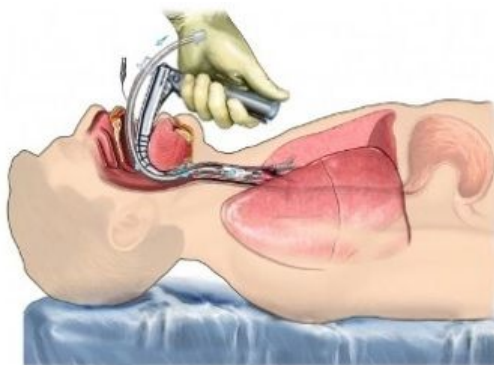
Figura 2 – Diferentes tipos de crises a partir do EEG: (A) Crise epiléptica e (B) CNEP.



Fonte: (PIPPA et al., 2016)

As CNEPs geram graves consequências sociais e psicológicas, como o desemprego, dificuldades interpessoais, baixa escolarização e exclusão social. Da mesma forma, sob o ponto de vista médico, os pacientes ficam expostos ao uso de doses elevadas de drogas antiepilépticas e outros procedimentos invasivos como a intubação endotraqueal (figura 3) (KURCGANT; AYRES, 2011).

Figura 3 – Intubação endotraqueal



Fonte: <<http://www.enfermagemnovidade.com.br/2015/12/cuidados-de-enfermagem-na-ventilacao.html>>. Acesso em: fev. 2018.

Kurcgant (2010, p. 3-4) ilustra um caso típico de CNEP de um paciente encaminhado a um serviço especializado do Hospital das Clínicas da Faculdade de Medicina da Universidade de São Paulo:

S., 40 anos, sexo feminino, negra, solteira, sem filhos, sem profissão, natural de São Paulo, moradora de um hospital psiquiátrico do estado de São Paulo há cerca de 20 anos. A paciente referia, desde a infância, crises com apresentação convulsiva, inclusive com salivação abundante, perda de urina e confusão após a crise. As crises ocorriam com frequência variável, uma a sete vezes por semana, necessitando, eventualmente, ser encaminhada ao pronto-socorro da região, onde já era conhecida pela equipe de atendimento. Houve também um episódio de internação na unidade de terapia intensiva, em função do número elevado de crises subsequentes e prejuízo do nível de consciência. Seus exames laboratoriais, de imagem e eletroencefalograma, encontravam-se dentro dos padrões de normalidade. A paciente apresentava também, de forma flutuante, alucinações e delírios. Seu comportamento era agressivo, sendo temida por outras pacientes e pelos profissionais de saúde. Quanto à sua história pessoal, S. relatava vários episódios de maus-tratos, abuso físico e sexual e vários fracassos nas relações pessoais, escolares e profissionais. Não conheceu a mãe nem o pai e foi criada em instituições públicas. Após a avaliação especializada, foi constatado que a paciente não apresentava crises epiléticas, e sim, CNEP.

2.1.3 Diagnósticos

Esta subseção descreve brevemente os tipos de diagnósticos para a detecção de epilepsia e da CNEP em um paciente, além de apresentar os testes de diagnósticos.

2.1.3.1 Diagnóstico Clínico da Epilepsia

Conforme o Ministério da Saúde (2013), o diagnóstico clínico de uma crise epiléptica é obtido através de um histórico detalhado do paciente juntamente com um exame físico geral baseado nas áreas da Neurologia e Psiquiatria. Além disso, para uma descrição mais detalhada da crise, é de suma importância uma testemunha ocular, devido ao rebaixamento do nível de consciência do paciente.

2.1.3.2 Diagnóstico Complementar da Epilepsia

O diagnóstico complementar ocorre através do exame de eletroencefalograma (EEG) devidamente acompanhado pelo histórico e exame físico do paciente. Além disso, exames de neuroimagem e neuropsicológico também são necessários. Estes exames ajudam o médico a ter um diagnóstico mais preciso (MINISTÉRIO DA SAÚDE, 2013).

2.1.3.3 Diagnóstico da CNEP

Identificar e diagnosticar com precisão a CNEP é um desafio para psiquiatras e neurologistas. Atualmente, o diagnóstico da CNEP depende da exclusão da epilepsia. Logo, os pacientes são submetidos a diversos testes antes do diagnóstico final de CNEP. O padrão-ouro¹ para excluir a epilepsia é a telemetria de vídeo-eletroencefalografia (vídeo-EEG) para analisar as convulsões típicas. Acredita-se que a observação de convulsões típicas, combinada com a atividade cerebral registrada, leve a um diagnóstico preciso em até 90% dos casos (DICKINSON; LOOPER, 2012).

¹ teste padrão para comparar outros testes

2.1.3.4 Interpretação dos resultados de exames

As principais características de desempenho dos exames diagnósticos com resultados numéricos são: Sensibilidade, Especificidade e Acurácia. Os cálculos dessas características se baseiam no quadro 2.1 (GARCÍA-NIETO et al., 2009).

Quadro 2.1: Teste de diagnóstico

		DOENÇA	
		Presente	Ausente
TESTE	Positivo	Verdadeiro Positivo (VP)	Falso Positivo (FP)
	Negativo	Falso Negativo (FN)	Verdadeiro Negativo (VN)

Fonte: <<https://pt.slideshare.net/InaiaraBragante/testesdiagnostcos22-05>>. Acesso em: dez. 2017.

- **Sensibilidade:** avalia, na presença da doença, o rendimento do teste em detectar a doença (Verdadeiro Positivo - VP), ou seja, calcula a probabilidade de o teste dar positivo.

$$\text{Sensibilidade} = \frac{VP}{VP + FN}$$

- **Especificidade:** avalia, na ausência da doença, o rendimento do teste em dispensar a doença (Verdadeiro Negativo - VN), ou seja, calcula a probabilidade de o teste dar negativo.

$$\text{Especificidade} = \frac{VN}{VN + FP}$$

- **Acurácia (precisão):** é a proporção de acertos, ou seja, o total de verdadeiramente positivos e verdadeiramente negativos, em relação a amostra estudada.

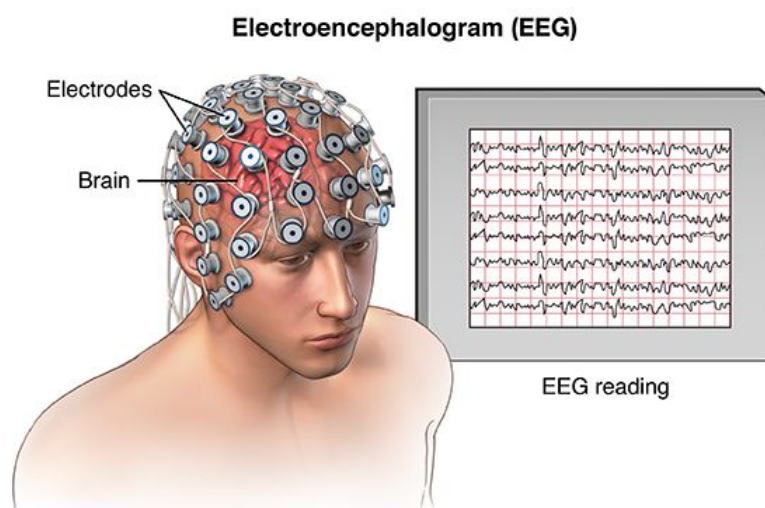
$$\text{Acurácia} = \frac{VP + VN}{VP + FN + VN + FP}$$

2.1.4 Eletroencefalograma (EEG)

Os neurônios no córtex cerebral (camadas mais externas do cérebro humano) processam suas informações por meio de sinais elétricos e, assim, possibilitam o registro elétrico de sua atividade através do exame de eletroencefalograma (KIRSCHSTEIN; KÖHLING, 2009).

A figura 4 representa o esquema de um EEG com seus respectivos eletrodos posicionados na superfície do couro cabeludo de um paciente.

Figura 4 – Exame de Eletroencefalograma (EEG)



Fonte: <<https://hvmn.com/biohacker-guide/cognition/eeg-measures-of-cognition>>. Acesso em: dez. 2017.

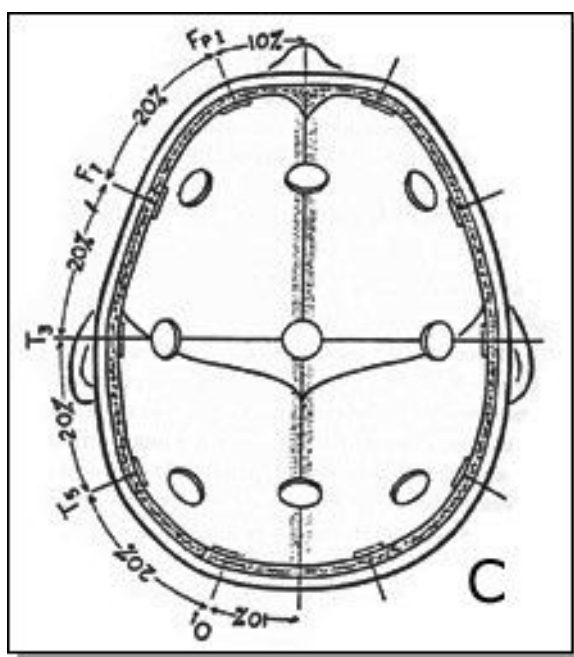
Seeck et al. (2017) especifica o posicionamento dos eletrodos na superfície do couro cabeludo que obedece ao sistema internacional 10-20, o qual faz relação em 10 e 20% de distâncias pré-determinadas. Os eletrodos de números pares se referem ao lado direito do cérebro e os ímpares ao esquerdo. A letra z (zero) indica os eletrodos localizados na linha média. As figuras 5, 6 e 7 representam este sistema 10-20.

Na figura 5, notam-se as medidas no sentido ântero-posterior do escalpo que são utilizadas com base na distância entre o *Nasion* e o *Inion*. A partir desta distância são definidos 5 pontos: frontal polar (Fp) – 10%, frontal (F) – 20%, central (C) – 20%, parietal (P) – 20% e occipital (O) – 10%.

Posteriormente, na figura 7, é definida a linha ântero-posterior sobre as regiões frontal, temporal e occipital. Entre os pontos frontal polar (Fp) e occipital (O) da linha média localizados na figura 5, será traçada uma linha passando pelo ponto temporal (T) anteriormente definida. Possuindo esta distância, são definidos os pontos Fp e O definitivos (10%) a partir dos seus respectivos Fp e O da linha média (provisório). Os pontos temporal (F7 e F8) anterior e médio (T3 e T4) estão na posição a 20% da distância a partir dos pontos Fp e O determinados no passo anterior.

Os demais pontos, frontal (F3 e F4) e parietal (P3 e P4), são posicionados ao longo da linha coronal frontal e parietal considerando a média da distância entre as linhas médias e temporal.

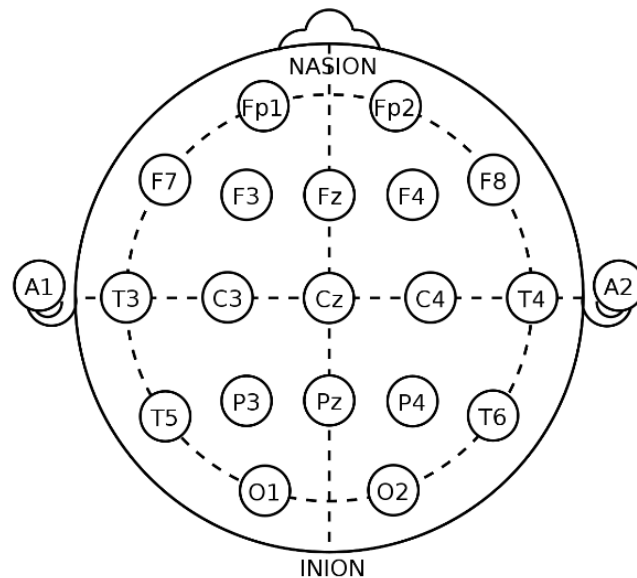
Figura 7 – Vista superior dos eletrodos da linha temporal bem como dos eletrodos F3 e F4 e P3 e P4.



Fonte: <<http://www.fleury.com.br/medicos/educacao-medica/manuais/manual-de-neurodiagnosticos/Pages/eletrencefalografia.aspx>>. Acesso em: dez. 2017.

A posição final dos eletrodos será obtida conforme a figura 8, a qual corresponde ao Sistema Internacional 10-20.

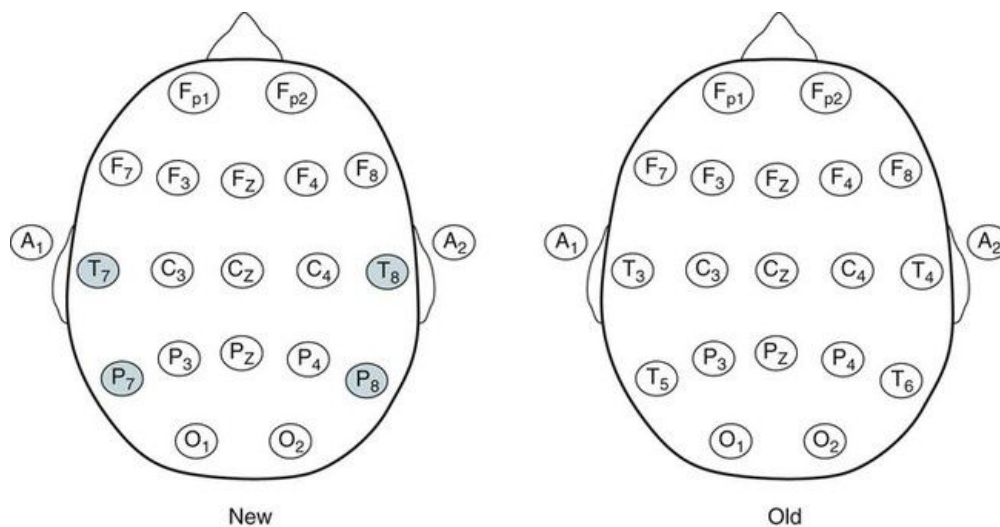
Figura 8 – Sistema Internacional 10-20



Fonte: <<https://bio-medical.com/electro-caps.html>>. Acesso em: dez. 2017.

De acordo com EPSTEIN (2006), na figura 9, a nomenclatura dos eletrodos T3, T4, T5 e T6 (terminologia antiga) foram substituídos por T7, T8, P7 e P8, respectivamente (terminologia nova).

Figura 9 – Nomenclatura de eletrodos (terminologia nova e antiga)



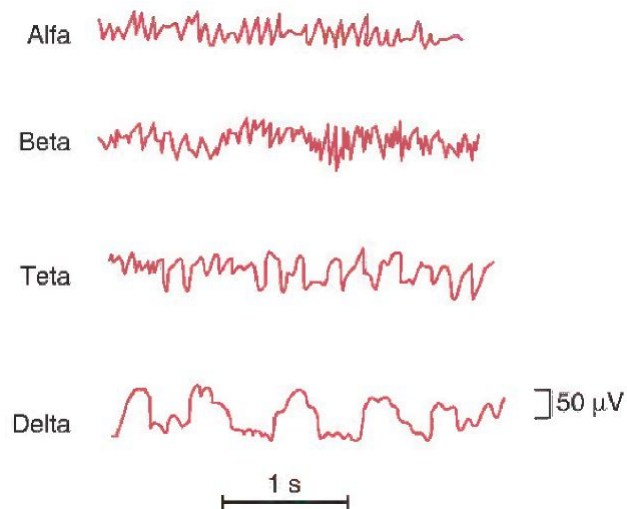
Fonte: <<https://neupsykey.com/clinical-electroencephalography-and-nocturnal-epilepsy/>>. Acesso em: jun. 2018.

2.1.5 Ondas Cerebrais

As frequências de interesse de um EEG em uma análise clínica e fisiológica estão na faixa de 0.3 a 30 Hz (ADELI; ZHOU; DADMEHR, 2003).

Na figura 10 e no quadro 2.2, são apresentados os tipos de ondas cerebrais, características e os formatos registrados no EEG.

Figura 10 – Tipos de ondas cerebrais



Fonte: (GUYTON; HALL, 2011)

Quadro 2.2: Características dos tipos de ondas.

Tipo de onda	Frequência	Amplitude	Região Cerebral	Características
Alfa	8 a 13 Hz	50 μ V	Mais intensa na Occipital Pode aparecer também Frontal e Parietal	Adultos normais acordados (vigília) e no estado de calma. Atividade cerebral em repouso. Desaparece em sono profundo. Onda rítmica (síncrona ou regular).
Beta	> 14 Hz até 80 Hz (alta frequência)	Baixa amplitude	Parietal e Frontal	Acordado e em atividade cerebral específica. Onda assíncrona (irregular).
Teta	Entre 4 e 7 Hz	-----	Parietal e Temporal (crianças)	Estresse emocional em adultos (desapontamento e frustração). Distúrbios cerebrais (estados cerebrais degenerativos).
Delta	< 3,5 Hz	Alta amplitude 2 a 4 vezes maior que os outros tipos de ondas	Pode ocorrer de modo estrito no Córtex.	Sono profundo, na infância e na doença cerebral orgânica grave.

Fonte: (GUYTON; HALL, 2011)

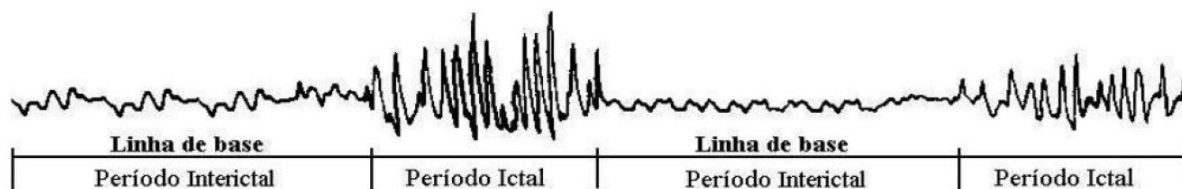
2.1.6 Classificação dos períodos do EEG

De acordo com Torello (2004 apud KAPCZINSKI, 2004) e Parreira (2006), as manifestações neurológicas e psiquiátricas da epilepsia podem ser classificadas nos seguintes períodos:

- **Ictais:** ocorre no momento da crise epiléptica propriamente dita;
- **Interictais:** manifestações que ocorrem entre o término de uma crise e o início da próxima crise. Como nesse período não há sinal de crise, este período também pode ser denominado linha de base;
- **Linhas de base:** qualquer período no sinal EEG com atividade normal (equivalente ao interictal).

A figura 11 apresenta esses períodos:

Figura 11 – Classificação dos períodos de EEG (ADAPTADO)

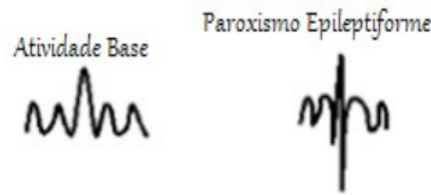


Fonte: (PARREIRA, 2006)

2.1.7 Paroxismos epileptiformes

Paroxismos epileptiformes são ondas que possuem características pontiagudas e geralmente com maior amplitude, diferenciando-as das linhas (atividades) de base (figura 12). Esses paroxismos epileptiformes também podem ser denominados como “pontas” ou espículas (do inglês, *spikes*), ou como “ondas agudas” (do inglês, *sharp waves*). O tempo de duração das espículas está entre 20 e 70 ms. No caso das ondas agudas, a duração situa-se acima de 70 e até 200 ms e são potenciais semelhantes às espículas (SCHOMER; SILVA, 2018).

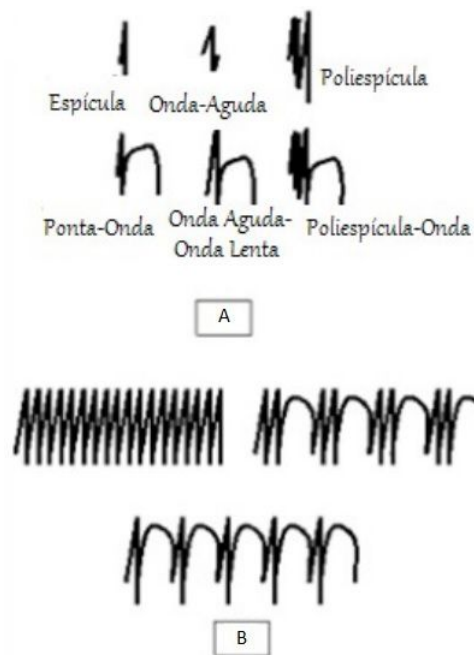
Figura 12 – Atividade base do EEG versus paroxismo epileptiforme



Fonte: <http://epilepsia.org.br/lasse/mat_didatico/lasse1/textos/regina01.html>. Acesso em: mar. 2018.

Na figura 13 (A), são representadas algumas combinações de pontas com ondas lentas, de ondas agudas com ondas lentas, as polipontas e as polipontas-ondas lentas, dentro do período interictal. Em B), são exibidos os paroxismos epileptiformes dentro do período ictal.

Figura 13 – A) Paroxismos epileptiformes interictais; B) Paroxismos epileptiformes ictais



Fonte: <http://epilepsia.org.br/lasse/mat_didatico/lasse1/textos/regina01.html>. Acesso em: mar. 2018.

2.2 Extração de características dos sinais

Nesta seção, serão apresentadas as definições e características dos sinais. Além disso, logo depois, serão mostradas as Transformadas de Fourier, Fourier de curta duração e Wavelet.

2.2.1 Sinal

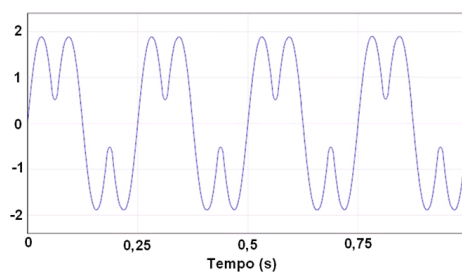
Um sinal é uma função que representa uma quantidade ou variável física. Este sinal contém informações sobre o comportamento ou a natureza do fenômeno. Pode-se também definir sinal como um conjunto de informações ou dados (HSU, 2011).

Matematicamente, um sinal é representado por uma função temporal $x(t)$, sendo t uma variável independente normalmente representando o tempo (HSU, 2011).

Os sinais podem ser do tipo estacionários ou não estacionários. No primeiro caso, apresentam os mesmos componentes de frequência durante toda sua duração, isto é, suas propriedades não variam substancialmente no tempo. No segundo tipo, como ocorre com o sinal do EEG, não apresentam as mesmas componentes de frequência durante sua duração (OLIVEIRA, 2007; MACEDO, 2011).

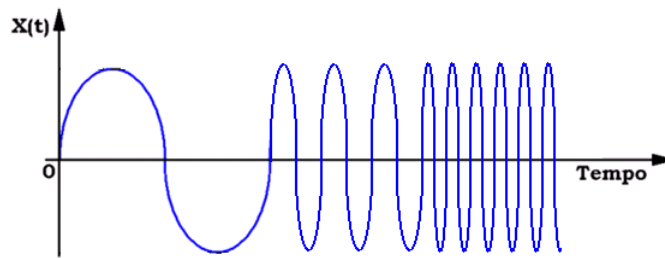
Na figura 14, é apresentado um exemplo de um sinal estacionário cuja frequência é constante ao longo do tempo. Na figura 15, mostra um sinal não estacionário cuja frequência varia ao longo do tempo (COSTA, 2017).

Figura 14 – Exemplo de um sinal estacionário com frequências de 4 e 8 Hz



Fonte: <<https://unespaberta.ead.unesp.br/moodle/course/view.php?id=59>>. Acesso em: fev. 2018.

Figura 15 – Exemplo de um sinal não estacionário



Fonte: <<https://unespaberta.ead.unesp.br/moodle/course/view.php?id=59>>. Acesso em: fev. 2018.

2.2.2 Transformada contínua de Fourier (FT)

A análise de alguns sinais no domínio do tempo às vezes pode se tornar muito complexa. Em muitos casos, é necessário fazer a transformação do domínio do tempo para o domínio da frequência (COSTA, 2017).

Assim sendo, para fazer esta transformação, deve-se utilizar a Transformada de Fourier (FT). Sua equação é dada por:

$$X(\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{-j\omega t} dt \quad (2.1)$$

em que $x(t)$ é uma função do tempo e $X(\omega)$ é o resultado da transformação, no domínio da frequência.

A equação 2.2 apresenta a transformada inversa de Fourier.

$$x(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} X(\omega) e^{j\omega t} d\omega \quad (2.2)$$

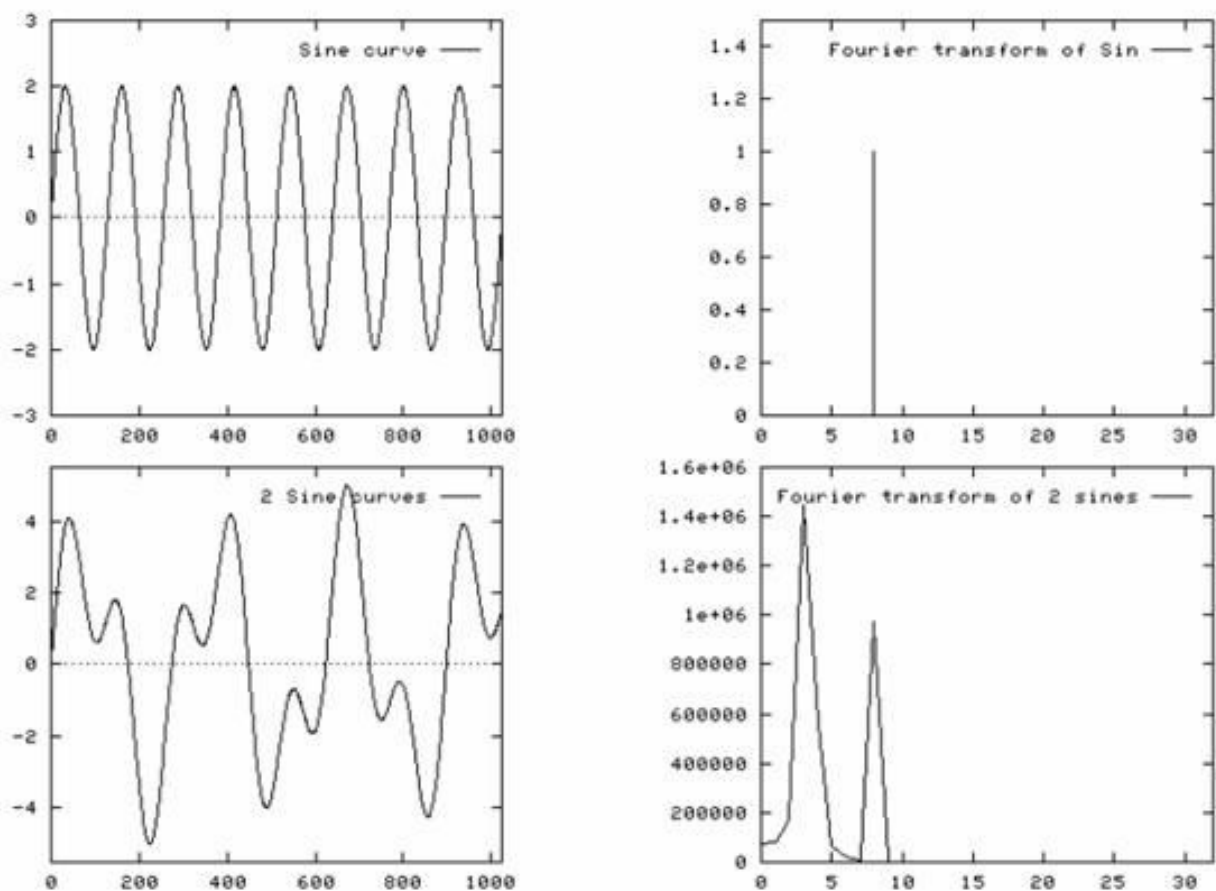
Oliveira (2007) e Costa (2017) apresentam algumas características da FT:

- A FT representa um sinal como uma soma de senos e cossenos;
- Sua aplicação é indicada para sinais estacionários, cuja frequência não muda ao longo do tempo;
- A FT não é recomendada para sinais não estacionários;

- A FT permite analisar, de forma adequada, funções não periódicas (que não se repetem);
- A FT pode ser usada para sinais não estacionários, caso se deseja conhecer apenas quais componentes de frequência existem no sinal, mas não em que tempo estas ocorrem;
- Se for necessário saber em qual intervalo de tempo uma componente de frequência ocorre (em qual instante), a transformada de Fourier não é a mais adequada para se usar.

Na figura 16 são representadas a FT de um sinal seno e da soma de sinais senos. Observa-se que a análise no domínio do tempo do sinal da soma de senos torna-se custosa.

Figura 16 – Transformada de Fourier do sinal seno e da soma de sinais senos



Fonte: <<http://alojamientos.us.es/gtocom/pid/pid10/Restauracion.htm>>. Acesso em: jan. 2018.

2.2.3 Transformada de Fourier de Curta Duração (STFT)

A Transformada de Fourier de curta duração (STFT), nada mais é do que a FT realizada em pequenos trechos regulares do sinal analisado. Deste modo, com a STFT, é possível analisar sinais não estacionários e considerar cada uma das pequenas divisões (janelas) como sinais estacionários. Como resultado, a STFT gera uma função de duas variáveis: tempo e frequência (COSTA, 2017).

Um inconveniente da STFT é que se a janela considerada for pequena, haverá muito processamento e pouca informação do sinal. Caso contrário, se a janela for grande, aumentará o erro na consideração da estacionariedade do sinal. A janela sempre terá um tamanho fixo (COSTA, 2017).

Há outras denominações para a STFT como, por exemplo, Transformada de Gabor e Transformada de Fourier de janela deslizante.

A equação 2.3 apresenta a STFT contínua.

$$S(f, \tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \omega(t - \tau) e^{-j2\pi f t} dt \quad (2.3)$$

Em que $\omega(t - \tau)$ representa a função janela.

A equação 2.9 apresenta a STFT para um sinal discreto $x[n]$ para $k = 0, 1, \dots, N - 1$.

$$X(u, k) = \sum_{n=0}^{N-1} x[n] \omega[n - u] e^{-j2\pi k n / N} \quad (2.4)$$

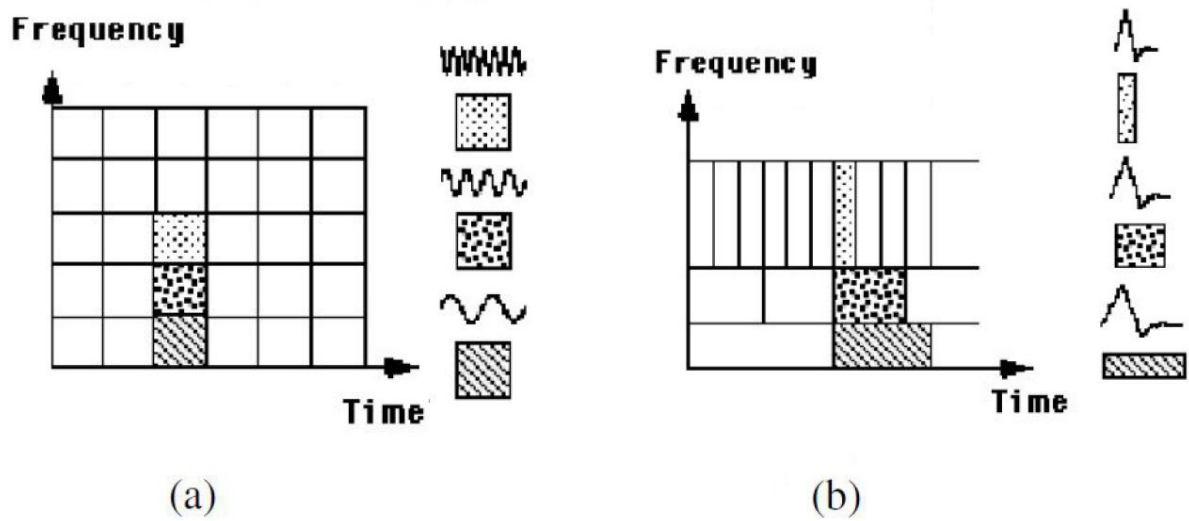
2.2.4 Transformada Wavelet (WT)

O termo “wavelet” significa “pequena onda”. O termo “pequena” relaciona-se à condição de que esta função é de tamanho finito (suportada compactamente) (OLIVEIRA, 2007).

A Transformada Wavelet (WT) permite decompor um sinal em diferentes componentes de frequências. Essas componentes são bem localizadas em tempo (via translação) e escala (via dilatação/contração), introduzindo

assim a análise em tempo-escala. Além disso, ao contrário da STFT que possui janela de tamanho fixo, a WT terá janela de tamanho variável (figura 17). A WT também possui vários (infinitos) conjuntos de funções bases (wavelets) possíveis, sendo que a FT possui um único conjunto de funções de base (senoidais) (OLIVEIRA, 2007; COSTA, 2017).

Figura 17 – Resolução no plano tempo-frequência via análise (a) STFT (b) Transformada Wavelet



Fonte: (OLIVEIRA, 2007)

2.2.4.1 Transformada Wavelet Contínua (CWT)

A transformada de wavelet contínua decompõe uma função definida no domínio do tempo em outra função, definida no domínio do tempo e no domínio da frequência. A equação 2.5 apresenta a Transformada Wavelet Contínua (CWT).

$$W(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \Psi^* \left(\frac{t - b}{a} \right) dt \quad (2.5)$$

Em que:

$W(a, b)$: é a Transformada Wavelet;

$\frac{1}{\sqrt{a}}$: um fator de normalização da energia do sinal;

$x(t)$: é um sinal no domínio do tempo;

*: indica um par conjugado complexo;

a : é a escala, dilatação de Ψ (inverso da frequência);

b : é o deslocamento de Ψ ao longo do sinal (tempo);

$\Psi(t)$: é a wavelet mãe, transladada do valor b e dilatada por um fator a ;

Definindo $\Psi_{a,b}(t)$ como:

$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) \quad (2.6)$$

Pode-se reescrever a transformada como o produto interno das funções $x(t)$ e $\Psi_{a,b}(t)$:

$$W(a,b) = \langle x(t), \Psi_{a,b}(t) \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \Psi_{a,b}(t)^* dt \quad (2.7)$$

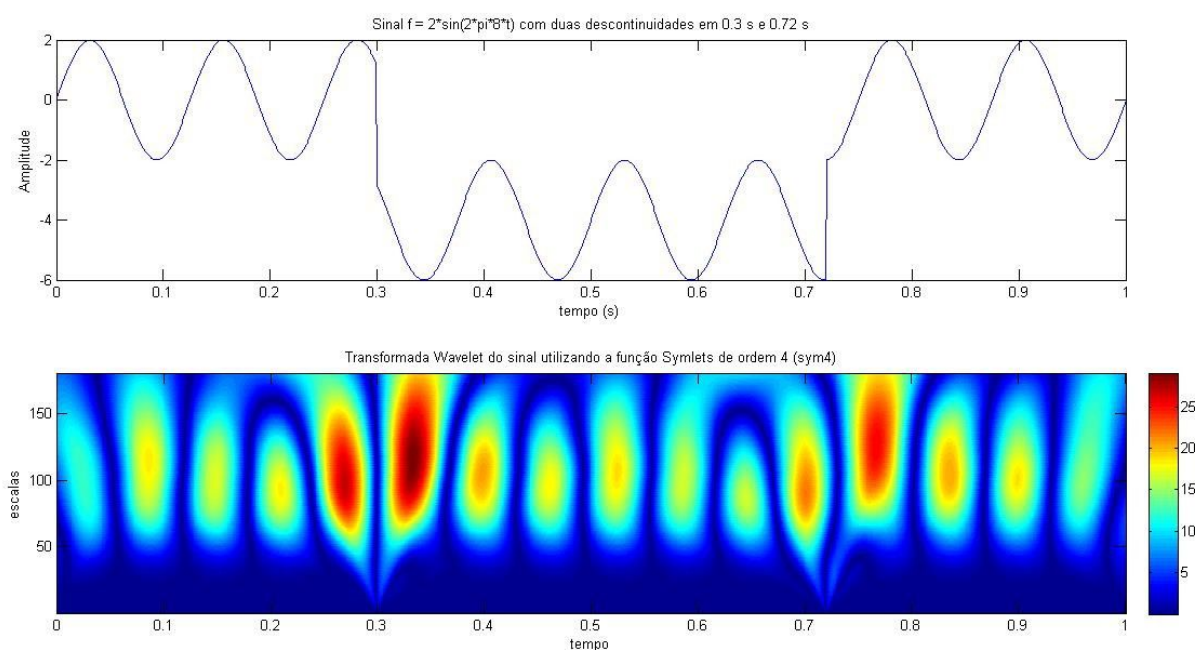
Em que:

$\langle x(t), \Psi_{a,b}(t) \rangle$: representa o produto interno.

A função $\Psi(t)$ que equivale a $\Psi_{1,0}(t)$ foi definida como wavelet mãe. As outras funções $\Psi_{a,b}(t)$ são chamadas de “wavelets filhas”. Estas têm a mesma forma geral que a “wavelet mãe”.

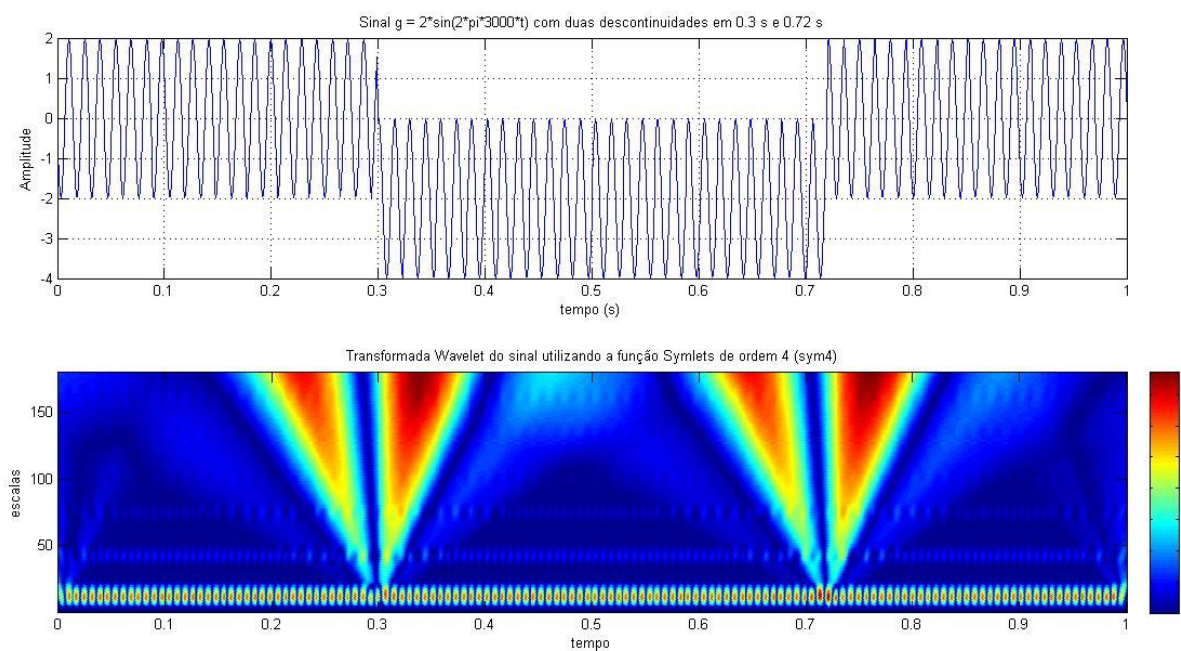
Como exemplo, as figuras 18 e 19 apresentam sinais com frequências de 8 Hz e 3000 Hz, respectivamente. Ambos possuem duas descontinuidades em 0,3 s e 0,72 s e suas CWT se deram por meio da função Symlets de ordem 4 (sym4). Notam-se, nos instantes das descontinuidades, que todos os coeficientes da CWT (cores) são afetados no eixo das escalas (inverso da frequência). Além disso, também é possível observar as características originais dos sinais através destes coeficientes, sendo o primeiro com uma frequência menor (grande valor de escala) e o segundo com uma frequência maior (baixo valor de escala). A figura 20 apresenta um sinal seno de 8 Hz contínuo e sua CWT.

Figura 18 – Sinal seno de 8 Hz com duas descontinuidades em 0.3 s e 0.72 s e seus respectivos coeficientes da CWT.



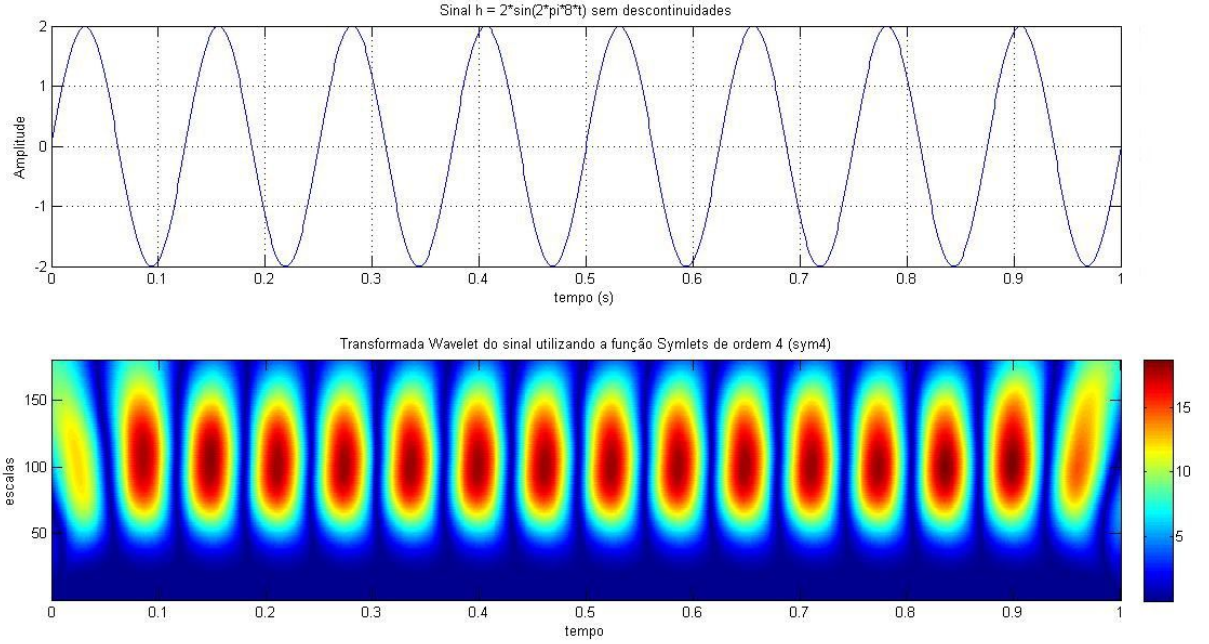
Fonte: (COSTA, 2017)

Figura 19 – Sinal seno de 3000 Hz com duas descontinuidades em 0.3 s e 0.72 s e seus respectivos coeficientes da CWT.



Fonte: (Próprio autor, 2018)

Figura 20 – Um sinal seno de 8 Hz contínuo e seus respectivos coeficientes da CWT.



Fonte: (Próprio autor, 2018)

2.2.4.2 Transformada Wavelet Discreta (DWT)

A CWT apresenta problemas intrínsecos, como redundância e difícil implementação prática, enquanto a discretização da wavelet (DWT) torna possível a sua implementação computacional e a consequente análise de dados (COSTA, 2017).

O uso da DWT permite a discretização da wavelet numa escala baseada em potência de 2, ou seja, na escala 2^j , chamada de escala didática. O uso dessa escala torna a implementação computacional rápida e a análise dos dados eficiente. Portanto, os parâmetros a e b da equação 2.5 são substituídos por 2^j e $k2^j$, respectivamente. A equação 2.8 apresenta a Transformada wavelet discreta (DWT) (COSTA, 2017).

$$DWT(j, k) = \int_{-\infty}^{+\infty} X(t) \Psi_{j,k}(t) dt = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \int_{-\infty}^{+\infty} X(t) \Psi^* \left(\frac{t - k2^j}{2^j} \right) dt \quad (2.8)$$

Em que:

$X(t) = [x_0, x_1, \dots, x_{N-1}]$: é a função discreta no tempo;

$DWT(j, k)$: é a Transformada Wavelet Discreta;

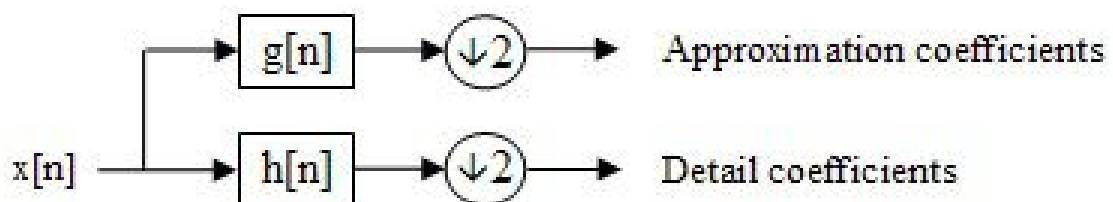
$\Psi(t)$: é a wavelet mãe, transladada do valor $k2^j$ e dilatada por um fator 2^j ;

$*$: indica um par conjugado complexo;

$\Psi_{j,k}(t)$: é a wavelet filha.

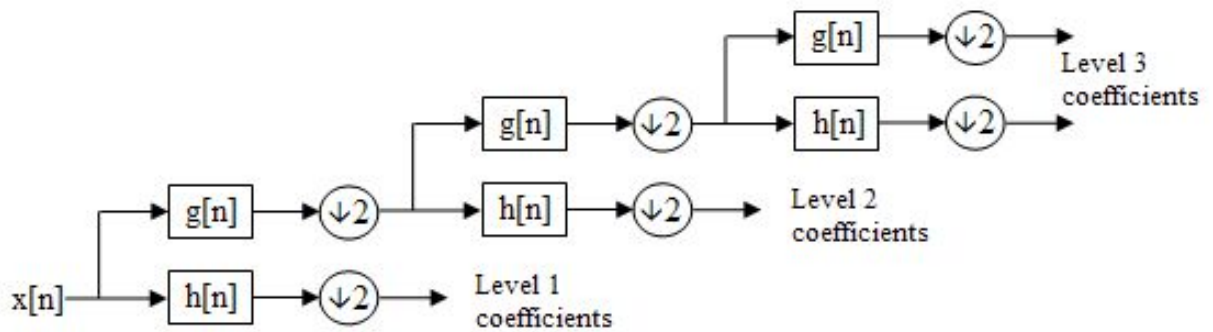
A DWT pode ser considerada como um par de filtros, sendo um passa-altas ($g[n]$) e o outro passa-baixas ($h[n]$), conforme figuras 21 e 22. A frequência de corte será a metade da frequência máxima do sinal original. A cada nível, o sinal original (discreto) é decomposto em dois sinais. O sinal que contém as altas frequências, que passou pelo filtro passa-altas, é designado de *coeficiente de detalhe*. O sinal que contém as baixas frequências, que passou pelo filtro passa-baixas, é conhecido como *coeficiente de aproximação* (SANCHEZ, 2008; NEGRI; MEDEIROS, 2014).

Figura 21 – Diagrama de blocos da análise de filtros



Fonte: <https://en.wikipedia.org/wiki/Discrete_wavelet_transform>. Acesso em: abr. 2018.

Figura 22 – Um banco de filtros de 3 níveis

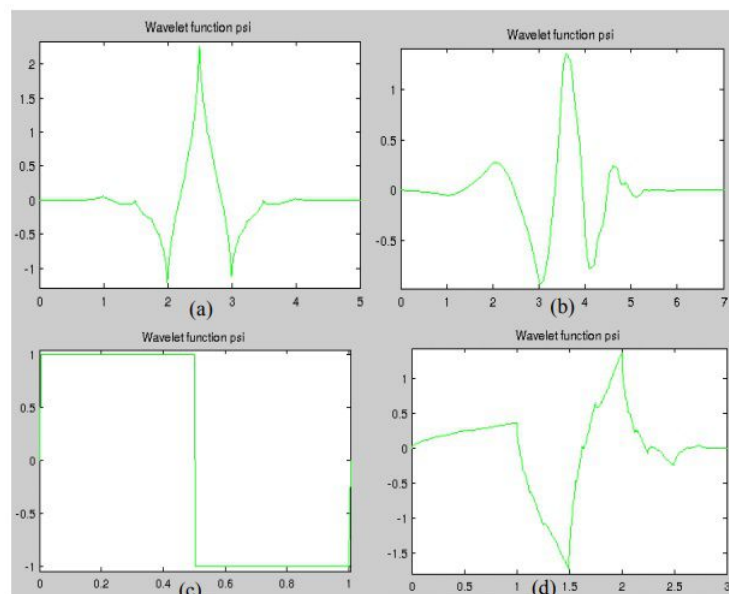


Fonte: <https://en.wikipedia.org/wiki/Discrete_wavelet_transform>. Acesso em: abr. 2018.

2.2.4.3 Famílias Wavelet

Existem várias famílias wavelets que se diferenciam por seus formatos de ondas e nas características de resposta em frequência e fase (SANCHEZ, 2008). As funções de aproximação e detalhe também geram respostas diferentes para cada família (NEGRI; MEDEIROS, 2014). A Figura 23 apresenta as quatro famílias wavelet mais utilizadas.

Figura 23 – Famílias Wavelet: (a) Coiflet; (b) Daubechies; (c) Haar; (d) Symmlet.



Fonte: (NEGRI; MEDEIROS, 2014)

O eixo horizontal das ondas corresponde ao domínio do tempo enquanto o eixo vertical representa a amplitude das Wavelets.

2.3 Máquinas de Vetores de Suporte - SVM

Nesta seção, serão apresentados os conceitos e as características do algoritmo de aprendizado de máquina denominado Máquina de Vetores de Suporte (SVM), que vem do inglês *Support Vector Machine*. Em seguida, será apresentado o funcionamento básico do SVM e suas respectivas equações matemáticas.

2.3.1 Introdução

A Máquina de Vetores de Suporte (SVM), baseada na Teoria da Aprendizagem Estatística, foi proposta por Vladimir N. Vapnik, em 1963. Este algoritmo foi elaborado com o intuito de resolver problemas de classificações de padrões, especialmente para classificações binárias em que os dados são sempre classificados em apenas duas classes (CORTES; VAPNIK, 1995; HAYKIN, 1998; KOWALCZYK, 2017).

A SVM é implementada pelo método de minimização estrutural. Este princípio indutivo considera que a taxa de erro de um algoritmo de aprendizagem com base em dados de teste é limitada pela soma da taxa de erro de treinamento e por um termo que depende da dimensão de Vapnik-Chervonenkis (V-C); no caso de padrões separáveis, o SVM produz um valor de zero para o primeiro termo e minimiza o segundo (CORTES; VAPNIK, 1995; HAYKIN, 1998).

O aprendizado da SVM é considerado como um *aprendizado supervisionado*, pois, para o seu treinamento, necessita de um “professor” para indicar se um determinado dado de treinamento se enquadra em uma classe ou em outra. Depois deste treinamento, este classificador consegue prever (prever) a classe de novas entradas, excluindo-se as anteriormente utilizadas para o treinamento (CORTES; VAPNIK, 1995; KOWALCZYK, 2017).

Para dados linearmente separáveis, esta técnica busca a criação de um *hiperplano ótimo* como superfície de decisão, ou seja, uma fronteira linear com separação máxima para estes dados. Já para dados não-linearmente

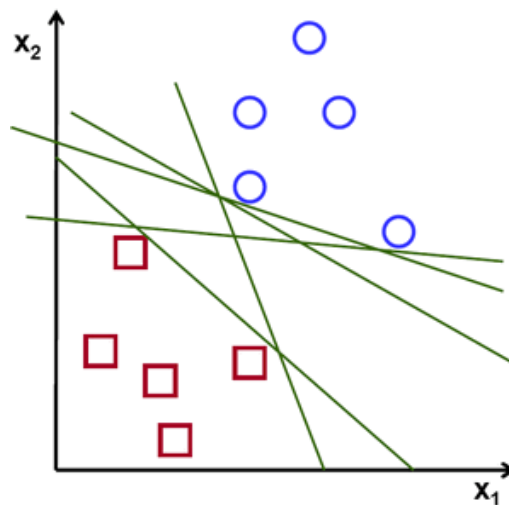
separáveis, utiliza-se uma *função de kernel* para tornar o conjunto mapeado em linearmente separável transformando num espaço com mais dimensões. Além disso, esta técnica é considerada altamente robusta, pelo fato de poder trabalhar com dados com muitas dimensões. (CORTES; VAPNIK, 1995; KOWALCZYK, 2017).

2.3.2 Funcionamento básico da SVM

2.3.2.1 Dados linearmente separáveis

No processamento do algoritmo SVM, são geradas diversas retas (hiperplanos) que dividem as duas classes (círculos azuis e quadrados vermelhos), apresentadas na figura 24. O objetivo do algoritmo SVM é determinar qual reta é a melhor para se obter um hiperplano de separação com margem máxima (hiperplano ótimo).

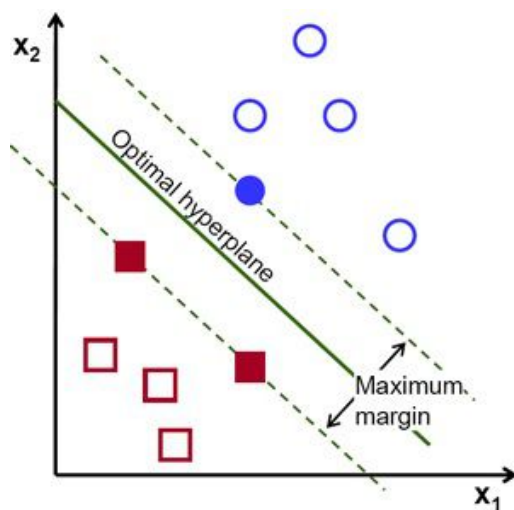
Figura 24 – Diversos hiperplanos gerados pelo SVM



Fonte: <https://docs.opencv.org/2.4/doc/tutorials/ml/introduction_to_svm/introduction_to_svm.html>. Acesso em: fev. 2018.

Durante o treinamento da SVM que, ocorre no seu processamento, são definidas duas retas paralelas com base nos vetores de suporte (figura 25). E, a partir destas duas retas paralelas, o hiperplano ótimo será definido distanciando-as com a mesma margem.

Figura 25 – Vetores de suporte para a construção do hiperplano ótimo



Fonte: <https://docs.opencv.org/2.4/doc/tutorials/ml/introduction_to_svm/introduction_to_svm.html>. Acesso em: fev. 2018.

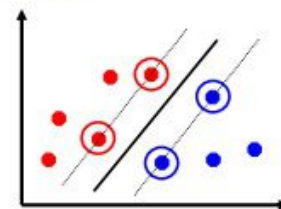
Na figura 26, são apresentados hiperplanos dividindo dados linearmente separáveis em uma, duas e três dimensões.

Figura 26 – Hiperplano separando dados linearmente separáveis em 1D, 2D e 3D

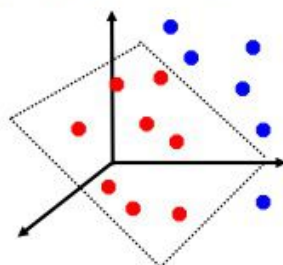
– Espaço 1D = Ponto



Espaço 2D = Reta



– Espaço 3D = Plano

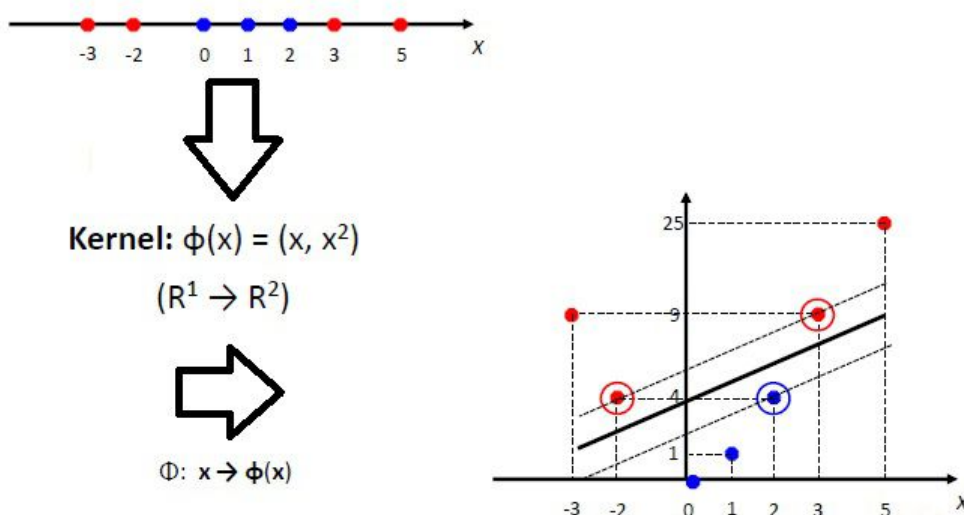


Fonte: <http://edirlei.3dgb.com.br/aulas/ia_2014_1/IA_Aula_14_SVM_2014.pdf>. Acesso em: jan. 2018.

2.3.2.2 Dados não-linearmente separáveis

No caso de dados de treinamento não linearmente separáveis, utiliza-se a função de *kernel*, a qual mapeará os dados iniciais para um espaço com mais dimensões, tornando-os linearmente separáveis (figura 27 e 28)

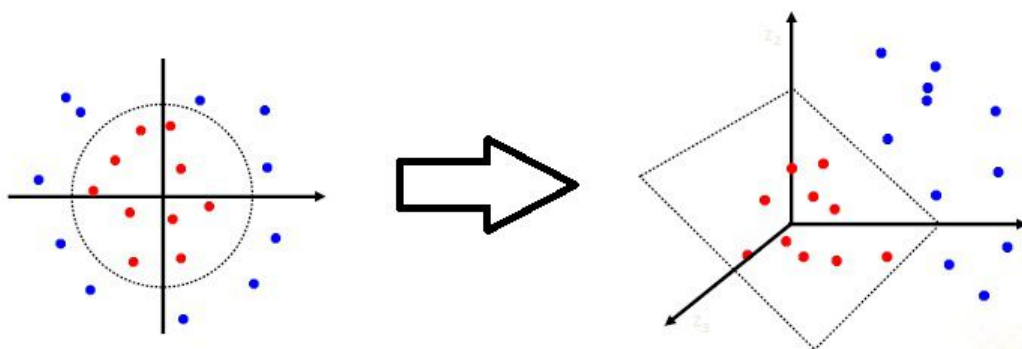
Figura 27 – Função de *kernel* mapeando dados de 1 para 2 Dimensões



Fonte: <http://edirlei.3dgb.com.br/aulas/ia_2014_1/IA_Aula_14_SVM_2014.pdf>. Acesso em: jan. 2018.

Figura 28 – Função de *kernel* mapeando dados de 2 para 3 Dimensões

$$\text{Kernel: } \phi(x_1, x_2) \rightarrow (z_1, z_2, z_3) = (x_1^2, \sqrt{2x_1x_2}, x_2^2) \\ (\mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}^3)$$



Fonte: <http://edirlei.3dgb.com.br/aulas/ia_2014_1/IA_Aula_14_SVM_2014.pdf>. Acesso em: jan. 2018.

2.3.3 Definições matemáticas

2.3.3.1 Hiperplano ótimo para padrões linearmente separáveis

Segundo Cortes e Vapnik (1995), Haykin (1998) e Maretto et al. (2011), quando é considerada uma amostra de treinamento x_i , assume-se que os subconjuntos representados por $d_i = +1$ e $d_i = -1$ são “linearmente separáveis” (figura 29 A). A equação de uma superfície de decisão na forma de um hiperplano que realiza esta separação é:

$$(w^T x + b) = 0 \quad (2.9)$$

onde x é um vetor de entrada, w é um vetor peso ajustável e b é um viés.

Pode-se escrever:

$$w^T x_i + b \geq 0, d_i = 1 \quad (2.10)$$

$$w^T x_i + b < 0, d_i = -1 \quad (2.11)$$

Para um dado vetor de peso w e viés b , a separação entre o hiperplano definido na equação 2.12 e o ponto de dado mais próximo é denominada a margem de separação, representada por ρ . O objetivo de uma SVM é encontrar o hiperplano particular para qual a margem de separação é máxima. Sob esta condição, a superfície de decisão é referida como o hiperplano ótimo.

Considerando-se que w_0 e b_0 representem os valores ótimos do vetor peso e do viés, o hiperplano ótimo, representando uma superfície de decisão linear multidimensional no espaço de entrada, é definido por:

$$(w_0^T x + b_0) = 0 \quad (2.12)$$

A função discriminante:

$$g(x) = (w_0^T x + b_0) \quad (2.13)$$

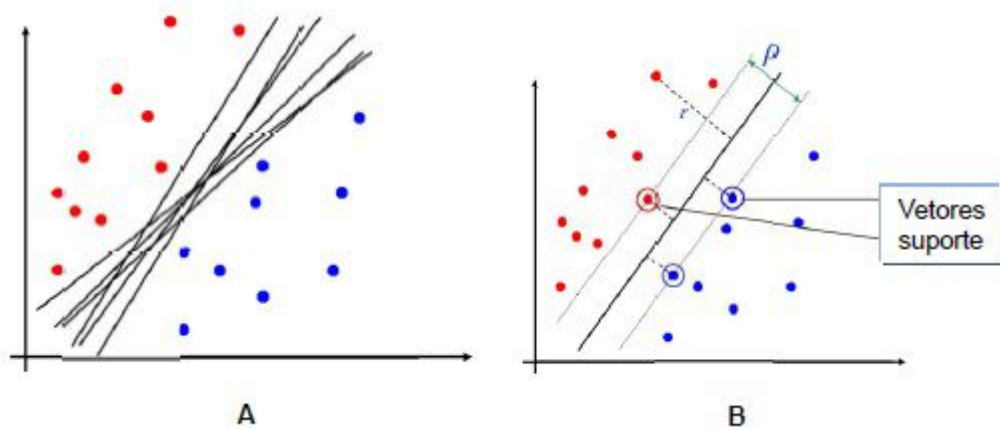
fornece uma medida algébrica da distância de x até o hiperplano. Dado um conjunto de treinamento, a questão a resolver é encontrar os parâmetros ótimos w_0 e b_0 para o hiperplano ótimo, onde o par satisfaça a restrição:

$$w_0^T x_i + b_0 \geq 1, \text{ para } d_i = +1 \quad (2.14)$$

$$w_0^T x_i + b_0 < 1, \text{ para } d_i = -1 \quad (2.15)$$

Os pontos de dados particulares (x_i, d_i) para as quais a equação 2.14 ou a equação 2.15 é satisfeita com sinal de igualdade são chamados de vetores de suporte. Em termos conceituais, os vetores de suporte são aqueles pontos de dados que se encontram mais próximos da superfície de decisão e são, portanto, os mais difíceis de classificar (figura 29 B).

Figura 29 – A) Subconjuntos linearmente separáveis B) Vetores de suporte



Fonte: (MARETTO et al., 2011)

Considerando a distância algébrica de um vetor de suporte $x(s)$ ao hiperplano ótimo

$$r = \frac{g(x(s))}{\|w_0\|} = \frac{1}{\|w_0\|} \text{ se } d(s) = +1 \text{ e} \quad (2.16)$$

$$r = -\frac{1}{\|w_0\|} \text{ se } d(s) = -1 \quad (2.17)$$

onde o sinal positivo indica que $x(s)$ se encontra no lado positivo do hiperplano ótimo e o sinal negativo indica que $x(s)$ está do lado negativo do hiperplano ótimo. Considerando-se que ρ represente o valor ótimo da margem da separação entre duas classes que constituem o conjunto de treinamento τ , das equações 2.16 e 2.17, resulta que:

$$\rho = 2r \quad (2.18)$$

$$\rho = \frac{2}{\|w_0\|} \quad (2.19)$$

A equação 2.19 afirma que maximizar a margem de separação entre classes é equivalente a minimizar a norma euclidiana do vetor peso w_0 . Em resumo, o hiperplano ótimo definido é único no sentido de que o vetor peso w_0 fornece a máxima separação entre exemplos positivos e negativos. Esta condição ótima é alcançada minimizando-se a norma euclidiana do vetor peso w_0 .

O objetivo do SVM passa a ser encontrar um hiperplano ótimo para um conjunto de treinamento. O problema de otimização restrito a ser resolvido pode ser formulado como:

$$d_i(w^T x_i + b) \geq 1 \text{ para } i = 1, 2, 3 \quad (2.20)$$

de maneira que o vetor peso seja minimizado:

$$\varphi(w) = \frac{1}{2}w^T w \quad (2.21)$$

Essa função custo (φ) é uma função convexa de w e, portanto, pode-se encontrar sempre uma solução para o seu mínimo.

2.3.3.2 Hiperplano ótimo para padrões não separáveis linearmente

Os padrões não separáveis linearmente são os casos mais presentes na vida real, porém, também são os mais trabalhosos para se definir uma divisão em relação aos padrões linearmente separáveis (CORTES; VAPNIK, 1995; HAYKIN, 1998; MARETTO et al., 2011).

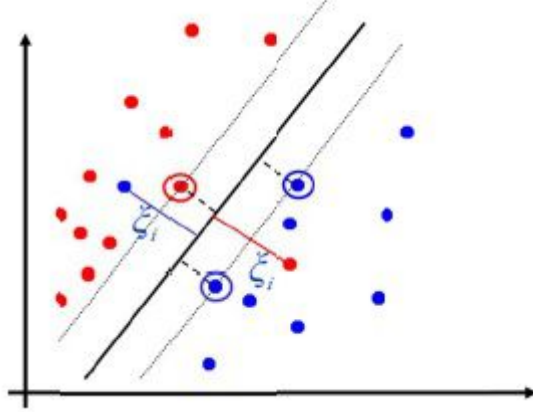
Dado um conjunto de dados de treinamento não separáveis linearmente não é possível construir um hiperplano de separação sem se defrontar com erros de classificação. Apesar disso, é possível encontrar um hiperplano ótimo que minimize a probabilidade de erro de classificação, calculado sobre o conjunto de treinamento.

Diz-se que a margem de separação entre classes é suave se uma amostra violar a seguinte condição:

$$(w^T x_i + b)y_i \geq 1 \quad (2.22)$$

Nesse ponto, é introduzido um novo conjunto de variáveis escalares não negativas, ξ_i , que são chamadas de variáveis “soltas” e determinam a superfície de decisão (figura 30); elas medem o desvio de uma amostra da condição ideal de separabilidade de padrões.

Figura 30 – Variáveis soltas



Fonte: (MARETTO et al., 2011)

Para $0 \leq \xi_i \leq 1$, o dado encontra-se dentro da região de separação, mas no lado correto da superfície de decisão. Para $\xi_i > 1$, ele se encontra no lado errado do hiperplano de separação. Os vetores de suporte são, portanto, aqueles pontos de dados particulares que satisfazem a equação:

$$d_i(w^T x_i + b) \geq 1 - \xi_i \quad \text{para } i = 1, 2, \dots, N \quad (2.23)$$

Mesmo se $\xi_i > 0$, a superfície de decisão não será alterada. Assim, os vetores de suporte são definidos exatamente do mesmo modo, tanto para o caso de serem linearmente separáveis, como os que não o são.

O objetivo passa a ser encontrar um hiperplano de separação para o qual o erro de classificação do próprio conjunto de treinamento é o mínimo possível. Isso pode ser feito minimizando a função 2.24 em relação ao peso w :

$$\phi(w, \xi) = \frac{1}{2} w^T w + \gamma \left(\sum_{i=1}^N \xi_i \right) \quad (2.24)$$

O parâmetro γ controla o compromisso entre a complexidade da máquina e o número de pontos não-separáveis; por isso, pode ser visto como uma forma de parâmetro de “regularização”. Esse parâmetro deve ser otimizado pelo usuário.

Tem-se agora o problema de encontrar w de tal maneira que se respeite a restrição da equação 2.23 e $\xi \geq 0$. Fazendo isso, a norma quadrada de w é tratada como uma quantidade a ser minimizada simultaneamente aos dados não separáveis, e não como uma restrição imposta sobre a minimização do número de pontos não separáveis. O problema de otimização para padrões não-separáveis assim formulado inclui o problema para padrões linearmente separáveis como um caso especial.

Esse problema de otimização restrita pode ser resolvido pelo método dos multiplicadores de Lagrange.

$$L(w, b, \xi, \alpha) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + \gamma \sum_{i=1}^N \xi_i^2 - \sum_{i=1}^N \alpha_i \{w^T x_i + b + \xi_i - y_i\} \quad (2.25)$$

Em que:

$$y_i = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_N \end{bmatrix}, \xi_i = \begin{bmatrix} \xi_1 \\ \xi_2 \\ \vdots \\ \xi_N \end{bmatrix} \text{ e } \alpha_i = \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \vdots \\ \alpha_N \end{bmatrix} \quad (2.26)$$

A função custo definida em 2.21 se encontra nos dois primeiros termos desta função de Lagrange (L) (equação 2.25), mas essa equação possui multiplicadores de restrição, os chamados multiplicadores de Lagrange (α_i), sendo cada um correspondente a um dado de treinamento. Para obter a solução final, as primeiras derivadas parciais são acertadas para zero e combinações lineares dos dados de treinamento são obtidas. Os coeficientes de determinação (w) podem ser escritos como uma expansão dos multiplicadores de Lagrange com os respectivos dados de treinamento (x_i):

$$\frac{\partial L(w, b, \xi, \alpha)}{\partial w} = w - \sum_{i=1}^N \alpha_i \phi(x_i) = 0 \therefore w = \sum_{i=1}^N \alpha_i \phi(x_i) \quad (2.27)$$

$$\frac{\partial L(w, b, \xi, \alpha)}{\partial \xi} = \xi - \alpha = 0 \therefore \alpha = \gamma \xi \quad (2.28)$$

Então a solução ótima para o vetor peso é dada por:

$$w = \sum_{i=1}^N \alpha_i \phi(x_i) \quad (2.29)$$

onde N é o número de vetores de suporte. Um importante resultado desta aproximação é que os pesos (w) podem ser escritos como combinações lineares dos multiplicadores de Lagrange com os dados de treinamento correspondentes (x_i). Então, colocando essa expressão na reta de regressão original ($y = wx + b$), o seguinte resultado é obtido:

$$y = \sum_{i=1}^N \alpha_i \phi(x_i)^T \phi(x) + b = \sum_{i=1}^N \alpha_i \{ \phi(x_i)^T, \phi(x) \} + b \quad (2.30)$$

onde o produto interno de x_i e x é indicado por

$$\{ \phi(x_i)^T, \phi(x) \} \quad (2.31)$$

2.3.3.3 SVM para dados não separáveis linearmente

O modelo final pode ser descrito como uma combinação linear dos produtos internos entre os dados de treinamento e do novo dado (x). Isso é importante por duas razões, sendo elas: a dimensão dos dados não aparece no problema e é mais fácil permitir regressão não-linear como uma extensão da aproximação linear (CORTES; VAPNIK, 1995; MARETTO et al., 2011).

Por fim, o produto interno dado pela equação 2.31 é substituído por uma função de *kernel* $K(x_i, x)$. A função de *kernel* representa a relação entre o dado de entrada e a propriedade de saída a ser modelada. Essa função determina tanto o mapeamento não-linear $x \rightarrow \phi(x)$, quanto o produto interno correspondente $\phi(x_i)^T \phi(x)$. Isso leva à seguinte função de

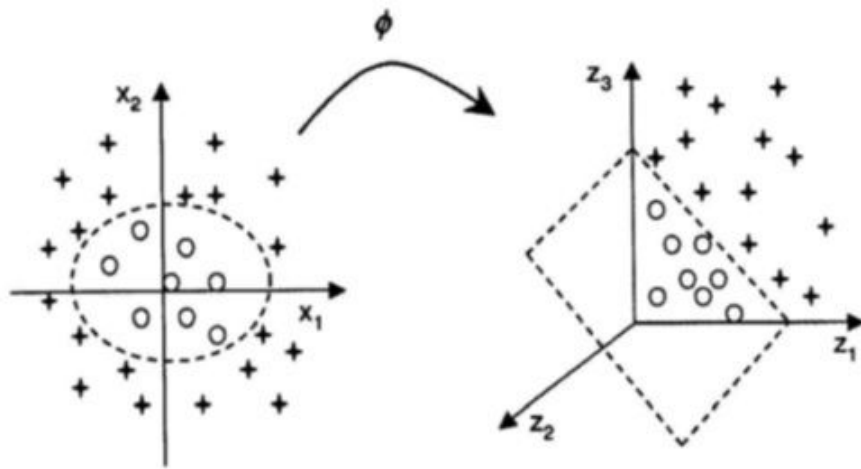
regressão não-linear:

$$y = \sum_{i=1}^N \alpha_i K(x_i, x) + b \quad (2.32)$$

Cada *kernel* é associado com um parâmetro específico. Para as funções polinomiais e de função radial de base (RBF), os parâmetros são o grau do polinômio (d) e a largura da função Gaussiana (σ), respectivamente. Assim, ao invés de calcular um mapeamento específico para cada dimensão dos dados, uma função de *kernel* apropriada é selecionada e seu parâmetro específico é otimizado.

A função de *kernel* transforma o espaço de entrada em um espaço de características de alta dimensão, onde a solução do problema pode ser representada como sendo um problema linear, como mostra a figura 31.

Figura 31 – Mudança do espaço dos dados pela função de *kernel* (ϕ)



Fonte: (MARETTO et al., 2011)

A função de *kernel* mais comumente utilizada é a função radial de base (RBF) (MARETTO et al., 2011):

$$K = \exp\left(\frac{-\|x_i - x\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2.33)$$

Além disso, existem algumas outras funções de *kernel*, como a Polinomial, Linear e Sigmoidal.

Enquanto o produto interno *kernel* é uma medida de similaridade entre dois vetores, o *kernel* RBF é, conceitualmente, uma medida não-linear de similaridade. O ajuste do parâmetro de variância (σ^2) muda a largura da gaussiana e o grau da não-linearidade que pode ser modelada. Conforme σ^2 é aumentado, o *kernel* força o modelo para uma solução linear. A dimensionalidade do espaço (oculto) de características é feito propositadamente muito grande para a construção de uma superfície de decisão na forma de um hiperplano naquele espaço. Os parâmetros γ e σ^2 devem ser sintonizados simultaneamente (MARETTO et al., 2011).

A SVM fornece um método para controlar a complexidade do modelo independentemente da dimensionalidade. Em particular, o problema da complexidade do modelo é resolvido em um espaço de alta dimensionalidade usando um hiperplano penalizado definido no espaço (oculto) de características como a superfície de decisão. O resultado é um bom desempenho de decisão (MARETTO et al., 2011).

Usando um núcleo de um produto interno adequado, uma SVM calcula automaticamente todos os parâmetros importantes da rede relativos àquela escolha de núcleo. No caso de uma rede de função de base radial, o núcleo é uma função gaussiana. Para este método de implementação, o número de funções de base radial e seus centros e seus pesos são calculados automaticamente. Os centros das funções de base radial são definidos pelos vetores de suporte escolhidos pela estratégia de otimização quadrática. Os vetores de suporte são tipicamente uma fração do número total de exemplos que constituem a amostra de treinamento (MARETTO et al., 2011).

3 Revisão Bibliográfica

Neste capítulo, serão apresentados estudos sobre a utilização da Transformada Wavelet na extração de características de crises epiléticas. Além disso, serão abordados estudos sobre as aplicações das Wavelets na montagem de vetores de características para as etapas de treinamento e avaliação dos algoritmos de aprendizado de máquina. Por fim, serão retratados os casos de classificação automática de sinais de EEG, crises epiléticas e crises não epiléticas psicogênicas.

3.1 Utilização da Transformada Wavelet na detecção de crises epiléticas

Adeli, Zhou e Dadmehr (2003) analisaram a influência de Daubechies discretas (de ordens 2, 3, 4, 5 e 6) e wavelets harmônicas em registros de EEG epiléticos. A transformada wavelet foi usada para analisar e caracterizar descargas epileptiformes na forma de pico de onda de 3 Hz e complexo de onda em pacientes com crise de ausência. Por meio da decomposição wavelet dos registros de EEG, os recursos transitórios foram capturados com precisão e localizados no contexto de tempo e frequência. Como resultado, foi concluído que a Daub-4 apresenta os melhores resultados na detecção de espículas-onda. Além disso, ficou evidente que os coeficientes D2 eram mais adequados à detecção de espículas, enquanto os coeficientes D3, à detecção de ondas agudas. O banco de dados utilizado foi o do Instituto Nacional de Distúrbios Neurológicos e Derrame (NINDS) dos Estados Unidos.

Negri e Medeiros (2014) apresentaram uma técnica utilizada na identificação de crises epiléticas em sinais de EEG. Foi utilizada a transformada wavelet por ser ideal para extrair informações contidas em sinais não estacionários. As duas famílias wavelets utilizadas foram Coiflet 1 e a Daubechies 4 pelo fato de se correlacionarem com os paroxismos epileptiformes, bem como

três níveis de decomposição. Para análise do sinal de saída da transformada wavelet, foi utilizada a limiarização, onde quaisquer picos no sinal indicariam crise quando superiores ao limiar definido (30%, 50% e 80%). Como resultado, a taxa de identificação de crises utilizando Coiflet 1 apresentou melhor resultado, com 37,32% contra 33,80% da Daubechies 4. O banco de dados utilizado foi o da PhysioNet de 23 pacientes e nesta pesquisa foi considerado apenas o primeiro canal (FP1-F7) de cada arquivo.

3.2 Utilização de Wavalets e aprendizado de máquina para classificação de sinais de EEG

Chagas (2009) analisou a influência da extração de características utilizando coeficientes wavelet (Haar, Daub-2 e Daub-4) para classificação de subconjuntos de um conjunto de sinais de EEG, utilizando como classificador a Máquina de Vetores de Suporte e algumas de suas variantes. O foco da pesquisa não era identificar uma doença específica e sim distinguir elementos com propriedades diferentes (média, desvio padrão, máximos, mínimos, média das potências, média dos valores absolutos e taxa entre sub-bandas), classificando em qual subconjuntos pertenciam (A, B, C, D ou E). Como resultado, considerando o experimento de classificação em multiclases, a melhor taxa de acerto foi de 85,8% para a família Daub-4 usando o *kernel* RBF. A base de dados utilizada foi a do Departamento de Epileptologia do Hospital Universitário de Bonn.

Kanda (2012) pesquisou se a transformada wavelet Morlet e as técnicas de aprendizagem de máquina, utilizando as máquinas de vetores de suporte, seriam adequadas para procurar padrões no EEG que diferenciassem indivíduos saudáveis de pacientes com Doença de Alzheimer (DA), com base nos atributos (bandas delta, teta, alfa e beta). Como resultado, na classificação dos grupos controles e DA, obteve-se Acurácia de 90,74%. Na identificação de um único paciente dentre todos os demais se conseguiu acurácia de 81,01%. Os pacientes eram provenientes do Ambulatório do Grupo de Neurologia Cognitiva e do Comportamento (GNCC) da Divisão

de Clínica Neurológica do HCFMUSP ou foram avaliados pelo grupo do Laboratório de Eletrencefalografia Cognitiva do CEREDIC HC-FMUSP.

3.3 Utilização de Wavelets e aprendizado de máquina para classificação de crises epiléticas

Parreira (2006) apresentou alguns sistemas para melhorar a identificação dos sinais de crise epiléticas baseados em técnicas de processamento de sinais e de inteligência artificial. Para a detecção de eventos patológicos, foram propostas quatro arquiteturas. Na primeira arquitetura, análise multi-resolução, foram utilizadas as famílias wavelet coiflet (Coif-1) e daubechies (Daub-4) para a extração de características, redes neurais artificiais e sistema especialista para o reconhecimento dos sinais de crise. Na segunda arquitetura, estatística, foi composta por 11 ferramentas estatísticas (média, variância, desvio padrão, assimetria, energia não linear, curtose, comprimento da curva, entropia, amplitude máxima, amplitude mínima e quarta potência) para extração de características diretamente do sinal para ser usada em uma rede neural. Na terceira arquitetura, análise multi-resolução com modelo auto-regressivo (AR), utilizando rede neural, possuía duas etapas para extração de características: a wavelet (Daub-4), seguida do modelo AR. Para essa arquitetura foram utilizados dois modelos AR: "Yule-Walker" e "Burg". Na quarta arquitetura, modelo híbrido, foram utilizadas as ferramentas de extração de características no domínio do tempo, frequência (FFT) e tempo-frequência (WT - Daub-4), também sendo aplicada em uma rede neural. Das quatro propostas, a arquitetura híbrida apresentou o melhor desempenho com uma taxa de acerto de 95,1%, o erro em 4,1% e os indefinidos em 5,5%. A especificidade foi de 91,5%, a sensibilidade obtida foi de 90,5% e a precisão em torno de 91,1%. A base de dados utilizada foi a da Universidade de Tampere - Finlândia que possuía 9 pacientes (4 canais, 200 Hz de taxa de amostragem, 27 minutos de gravação e tamanho da janela de 1 segundo com 200 amostras).

Rosado e Rosa (2016) desenvolveram um algoritmo de detecção de

descargas epileptiformes, que processa os sinais de EEG e aplica critérios de decisão, para inferir se os picos e ondas agudas são epileptiformes ou não. São empregadas técnicas de análise de EEG como Transformada Wavelet (Daub-2, Daub-4, Daub-5, Coif-4 e Symmlet-8) e análise mimética (técnica de reproduzir o processo de comportamento e decisão de um especialista em uma forma automatizada), complementada com uma classificação baseada em lógica Fuzzy. Os valores médios obtidos para sensibilidade e especificidade foram respectivamente superiores a 80% e 70% utilizando a Daub-2 que apresentou melhores resultados. A base de dados utilizada não foi informada.

Satapathy, Jagadev e Dehuri (2017) analisaram o sinal de EEG, através do processamento deste sinal pela transformada discreta de wavelet (Daub-2 do nível 2 a 4). Os dados fornecem cinco conjuntos de sinais EEG. Cada conjunto contém a leitura de 100 segmentos de EEG de canal único com duração de 23,6 segundos cada, sendo os seguintes conjuntos:

- Os conjuntos de dados A e B são considerados a partir de cinco indivíduos saudáveis usando um sistema padronizado de colocação de eletrodos. O conjunto A contém sinais de sujeitos em repouso com os olhos abertos. O conjunto B também contém sinal igual a A, mas com os olhos fechados;
- Os conjuntos de dados C, D e E são registrados a partir de indivíduos epiléticos através de eletrodos intracranianos para atividades epiléticas interictais e ictais. O conjunto D contém segmentos registrados dentro da zona epileptogênica durante o intervalo livre de convulsões. O Conjunto C também contém segmentos registrados durante um intervalo livre de convulsões da formação hipocampal do hemisfério oposto do cérebro. O conjunto E contém apenas segmentos que são registrados durante a atividade de crises.

Para a classificação, foram definidos os seguintes casos:

- Caso 1: A e E;
- Caso 2: D e E;
- Caso 3: A+D e E.

Posteriormente, para a distinção destes sinais de EEG como sendo de pacientes de epilepsia ou não, foram comparadas as seguintes técnicas de aprendizagem de máquina: Multilayer Perceptron Neural Network (MLPNN), Recurrent Neural Network (RNN), Probabilistic Neural Network (PNN), Radial Basis Function Neural Network (RBFNN) e máquina de vetores de suporte (SVM). Como resultado, a análise estabeleceu que a RNN apresentou os piores resultados em todos os casos (caso 3: especificidade = 67,35%, sensibilidade = 66,67% e acurácia = 67,33%). No entanto, a SVM com *kernel* RBF apresentou os melhores resultados para os três casos com especificidade = 100,00%, sensibilidade = 100,00% e acurácia = 100,00%). A base de dados utilizada foi a do Departamento de Epileptologia do Hospital Universitário de Bonn.

3.4 Classificação automática de crises epiléticas e crises não epiléticas psicogênicas

Kusmakar et al. (2015) exploraram a influência em dez diferentes músculos dos membros superiores durante crises epiléticas e CNEP, através da modelagem dessas atividades musculares utilizando um sinal do acelerômetro. Além disso, também foram utilizados os sinais de Eletromiografia (EMG) para cada um dos músculos. Com base nessa modelagem, um algoritmo automatizado para classificação de CNEP foi proposto. O algoritmo calcula quatro características a partir da DWT (4 níveis de decomposição usando a família Daubechies 5) baseados na potência do sinal, entropia de Shannon, curtose e assimetria de sinal em janelas de 2,56 segundos. Foram calculados os coeficientes de variação para cada uma das características e, então, utilizados para construir um modelo de classificação usando o

classificador SVM com *kernel* “RBF” (parâmetros $C = 1$ e $\gamma = 0,25$). O algoritmo apresentou os melhores resultados com o músculo Deltóide Anterior: acurácia de 88,57%, sensibilidade de 93,33% e especificidade de 85%. Os dados foram coletados de pacientes sob a observação de VEEG no Hospital *Royal Melbourne*, na Austrália. No total, 34 eventos convulsivos foram registrados, incluindo 15 crises epiléticas e 19 CNEP. O treinamento do classificador SVM se deu através da validação cruzada *k-fold* ($k = 5$).

Pippa et al. (2016) analisaram o uso de técnicas de aprendizado de máquina para classificação automática de eventos epiléticos e não epiléticos generalizados (CNEP e síncope vasovagal) com base apenas em dados de EEG multicanal. Foram extraídos os padrões de sinal em janelas de 2 segundos.

No domínio do tempo, foram extraídas as seguintes características: valor mínimo, valor máximo, média, variância, desvio padrão, percentis (25%, 50% - mediana e 75%), intervalo interquartil, desvio absoluto médio, amplitude, assimetria, curtose, energia, entropia de Shannon, entropia de energia logarítmica, número de máximos locais e mínimos locais, taxa de cruzamento zero. No domínio da frequência, foram extraídas as seguintes características: coeficientes do filtro autoregressivo de 6ª ordem (AR), densidade espectral de potência, frequência com amplitude máxima e mínima, potência da Transformada Wavelet Contínua usando symlet 5 Wavelet mãe da escala 25 e 32, potência da Transformada Wavelet Discreta com função Wavelet mãe Daubechies 16 e nível de decomposição igual a 8. Isso resultou em 55 variáveis para cada um dos 21 canais EEG, produzindo um vetor de característica de dimensionalidade igual a 1155 no total.

Diversos algoritmos de classificação foram explorados e avaliados em EEG de 11 indivíduos. Devido ao grande número de características, antes da classificação dos dados, foi utilizado o algoritmo de seleção de atributos ReliefF, o qual faz com que atributos importantes devem diferenciar exemplos de classes diferentes e possuir valores similares para exemplos da mesma classe. Os modelos de classificação utilizando subconjuntos de

características obtiveram maior acurácia quando comparados com os modelos usando todas as características. Antes da utilização do algoritmo ReliefF, foram obtidas as seguintes acurácias: 86% (Rede Bayesiana), 83% (Random Committee), 74% (Random Forest), 69% (IBk) e 68% SMO (SVM com *kernel* RBF), para classificação binária (epiléptica versus CNEP e síncope vasovagal). Após o uso do algoritmo, as acurácias foram: 95% (Rede Bayesiana), 92% (Random Committee), 87% (Random Forest), 86% (IBk) e 87% SMO (SVM com *kernel* RBF).

No caso específico de classificação entre crises epilépticas e crises não epilépticas psicogênicas utilizando o classificador Rede Bayesiana com 10 características (não informadas), foram alcançados valores de 96% de acurácia, 96% de sensibilidade e 100% de especificidade. Das amostras utilizadas, foram 123 amostras de crises epilépticas e 19 de CNEP (5 pacientes com CNEP e 4 com CE).

A avaliação foi realizada em uma configuração de validação cruzada *leave-one-out* (1 paciente para avaliação e o restante para treinamento). A base de dados foi adquirida do Departamento de Neurofisiologia Clínica e Epilepsias no Hospital St. Thomas em Londres de 11 pacientes.

Ahmadi et al. (2018) estudou a aplicação do Algoritmo Competitivo Imperialista (ICA) em classificação de crises epilépticas e crises não epilépticas psicogênicas (PNES). Para isso, após a decomposição do sinal EEG em cinco sub-bandas através da Transformada Wavelet (família não informada), foram extraídas cinco características: Entropia de Shannon (ShE), Entropia espectral (SE), Entropia de Rényi (RE), Dimensão fractal de Higuchi (DH) e Dimensão fractal de Katz (DKF). Em seguida, o ICA foi aplicado nessas cinco características extraídas para maximizar o desempenho de classificação no espectro de frequências, resultando que a entropia espectral (SE) e a entropia Renyi (RE) foram as mais importantes das características do sinal EEG ao aplicar em diferentes classificadores. Além disso, foi observado que os modelos SVM com kernel “RBF” (acurácia de 95,03%) e “Linear” (acurácia de 94,89%) obtiveram os melhores desempenhos em comparação

com outros classificadores: Aumento de Gradiente (acurácia de 93,72%), Random Forest (acurácia de 88,89%) e Árvore de Decisão (acurácia de 87,11%). Os dados experimentais utilizados neste trabalho foram obtidos do Hospital da Universidade de Ghent (Hospital UZ Gent), na Bélgica. As gravações do sinal EEG, utilizando 27 canais, foram obtidas a partir de 20 pacientes com epilepsia e 20 com PNES. Do total de pacientes (40), 32 foram utilizados para o treinamento e 8 para a avaliação, dividindo de forma aleatória e repetindo o processo 10 vezes.

4 Metodologia

Neste capítulo, serão apresentados os métodos utilizados no desenvolvimento desta pesquisa com detalhes sobre cada um dos quatro experimentos realizados. Além disso, também serão discriminadas as etapas do projeto, a base de dados utilizada e os procedimentos realizados no software Matlab.

Os quatro experimentos serão os seguintes, utilizando o classificador SVM:

- Experimento 1: Classificação de Crises Epilépticas e Crises Não Epilépticas Psicogênicas utilizando a Transformada Wavelet nos sinais para trechos de 1 segundo;
- Experimento 2: Classificação de Crises Epilépticas e Crises Não Epilépticas Psicogênicas extraindo informações diretamente dos sinais para trechos de 1 segundo;
- Experimento 3: Classificação de Crises Epilépticas e Crises Não Epilépticas Psicogênicas utilizando a Transformada Wavelet nos sinais considerando o tempo total de cada uma das crises;
- Experimento 4: Classificação de Crises Epilépticas e Crises Não Epilépticas Psicogênicas extraindo informações diretamente dos sinais considerando o tempo total de cada uma das crises;
- Comparação dos resultados dos experimentos 1 a 4 utilizando a validação cruzada pelo método *k-fold*.

4.1 Base de dados

Através da parceria do Laboratório de Controle Aplicado do Instituto Federal de São Paulo campus São Paulo (LCA-IFSP, 2018) com a Unidade de Videoeletroencefalografia do Instituto de Psiquiatria do Hospital das Clínicas da Faculdade de Medicina da Universidade de São Paulo

(IPQ-HCFMUSP, 2018), os arquivos (dados experimentais) de videoeletroencefalograma (VEEG) foram disponibilizados e coletados nesta unidade e, posteriormente, utilizados em quatros experimentos.

No total, foram utilizados os dados de 30 pacientes, conforme tabelas 1 e 2:

Tabela 1 – Pacientes - Crise Não Epiléptica Psicogênica (CNEP)

Paciente	Sexo	Idade	Quant. de CNEP	Quant. de amostras de 1 segundo
1	F	38	17	139
2	M	54	1	124
3	F	50	7	741
4	F	23	3	455
5	F	15	3	360
6	M	39	3	100
7	M	36	1	85
8*	F	15	1	11
8*	F	17	2	43
9	F	23	2	53
10**	F	35	1	249
11***	F	32	1	357
Total			42	2717

Fonte: Autoria própria (2018)

Nota: * mesma paciente, porém os exames ocorreram em períodos distintos

Tabela 2 – Pacientes - Crise Epiléptica (CE)

Paciente	Sexo	Idade	Quant. de CE	Quant. de amostras de 1 segundo
12	F	28	3	431
13	F	20	29	1119
14	F	45	2	248
15	F	9	23	1377
16	F	49	1	70
17	F	43	13	1081
18	M	26	2	104
19	M	32	2	120
20	M	28	1	186
21	F	15	2	132
22	F	52	5	410
23	M	52	1	145
24	M	16	3	11
25	F	6	3	49
26	M	57	5	146
27	M	41	2	154
28	M	56	1	99
29	M	34	7	222
30	F	15	5	171
10**	F	35	6	430
11***	F	32	1	73
Total			117	6778

Fonte: Autoria própria (2018)

Nota: ** e *** pacientes apresentaram CNEP e CE

Para os experimentos 1 e 2, foram considerados os dados da coluna “Quant. de amostras de 1 segundo” das duas tabelas. Nos experimentos 3 e 4, foram considerados os dados das colunas “Quant. de CNEP” e “Quant. de CE” também destas duas tabelas.

Na etapa de treinamento e avaliação da SVM, foram utilizados quatro tipos de *kernel*: Linear, Polinomial, RBF e Sigmoide. Esses *kernels* foram aplicados aos vetores de características gerados pela família Wavelet Coiflet 1, Daubechies 4 e na extração direta do sinal sem a utilização da Transformada Wavelet Discreta (DWT). As amostras utilizadas para treinamento e avaliação foram selecionadas de forma que sempre fossem de pacientes distintos. As distribuições dos pacientes estão detalhadas na seção 5 (Resultados e Discussões).

4.2 Características do aparelho de Videoeletroencefalografia

Os arquivos contendo as crises epiléticas e crises não epiléticas psicogênicas foram gerados pelo aparelho de videoeletroencefalografia (VEEG) das figuras 32 e 33. O tipo de montagem utilizado foi a “Montagem Bipolar Longitudinal” ou “Montagem Dupla Banana” (figura 34).

Figura 32 – Aparelho de videoeletroencefalografia



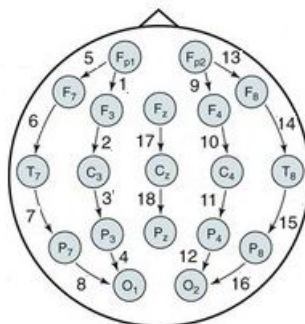
Fonte: <<https://us.nihonkohden.com/products/eeg-1200/>>. Acesso em: jun. 2018.

Figura 33 – Neurofax EEG-1200 (JE-921A)



Fonte: <https://br.nihonkohden.com/sites/default/files/u21/8321_EEG1200JK_En_S.pdf>. Acesso em: jun. 2018.

Figura 34 – Montagem bipolar longitudinal ou “montagem dupla banana”



Fonte: <<https://neupsykey.com/clinical-electroencephalography-and-nocturnal-epilepsy/>>. Acesso em: jun. 2018.

Em seguida, são apresentadas as suas características no quadro 4.1.

Quadro 4.1: Características do aparelho de Videoeletroencefalografia

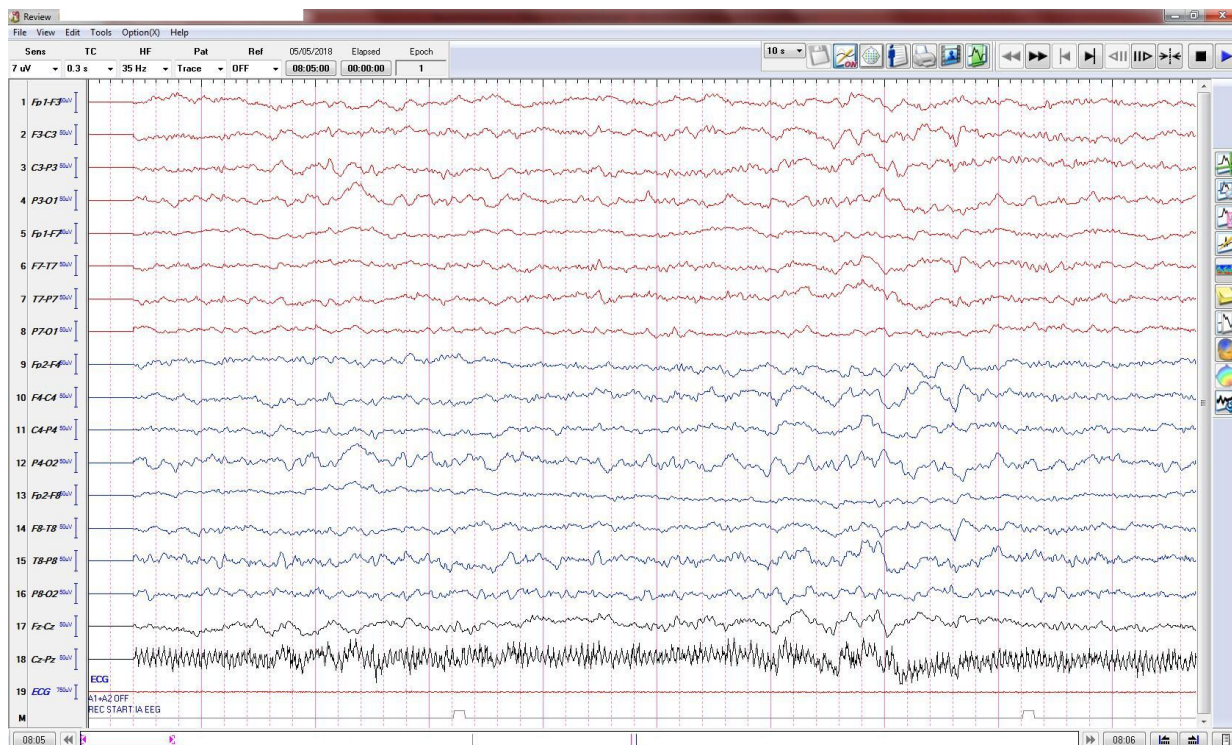
Características	Descrição
Fabricante	Nihon Kohden
Modelo	Neurofax EEG-1200 (JE-921A)
Software	NeuroWorkbench - EEG-1200 - Ver.08-10
Frequência de amostragem (Fs)	200 Hz (200 amostras por segundo)
Filtro passa-faixa	0,3 a 35 Hz
Sensibilidade	7 $\mu\text{V}/\text{mm}$
Formato do arquivo de saída	EDF (EUROPEAN DATA FORMAT, 2017)
Quantidade de canais utilizados	18
Canal 1	Fp1-F3
Canal 2	F3-C3
Canal 3	C3-P3
Canal 4	P3-O1
Canal 5	Fp1-F7
Canal 6	F7-T7
Canal 7	T7-P7
Canal 8	P7-O1
Canal 9	Fp2-F4
Canal 10	F4-C4
Canal 11	C4-P4
Canal 12	P4-O2
Canal 13	Fp2-F8
Canal 14	F8-T8
Canal 15	T8-P8
Canal 16	P8-O2
Canal 17	Fz-Cz
Canal 18	Cz-Pz

Fonte: Autoria própria (2018)

4.3 Filtragem do sinal

Através do software NeuroWorkbench (figura 35), os sinais em cada um dos 18 canais foram filtrados por um filtro passa-faixas permitindo a passagem de frequências entre 0,3 e 35 Hz. Este procedimento ocorreu antes da geração dos arquivos de EEG do tipo EDF.

Figura 35 – Tela principal do software NeuroWorkbench



Fonte: (Próprio autor, 2018)

Além disso, este procedimento também ocorre, pois as manifestações das crises registradas em EEG geralmente variam entre 0,5 a 30 Hz (PARREIRA, 2006).

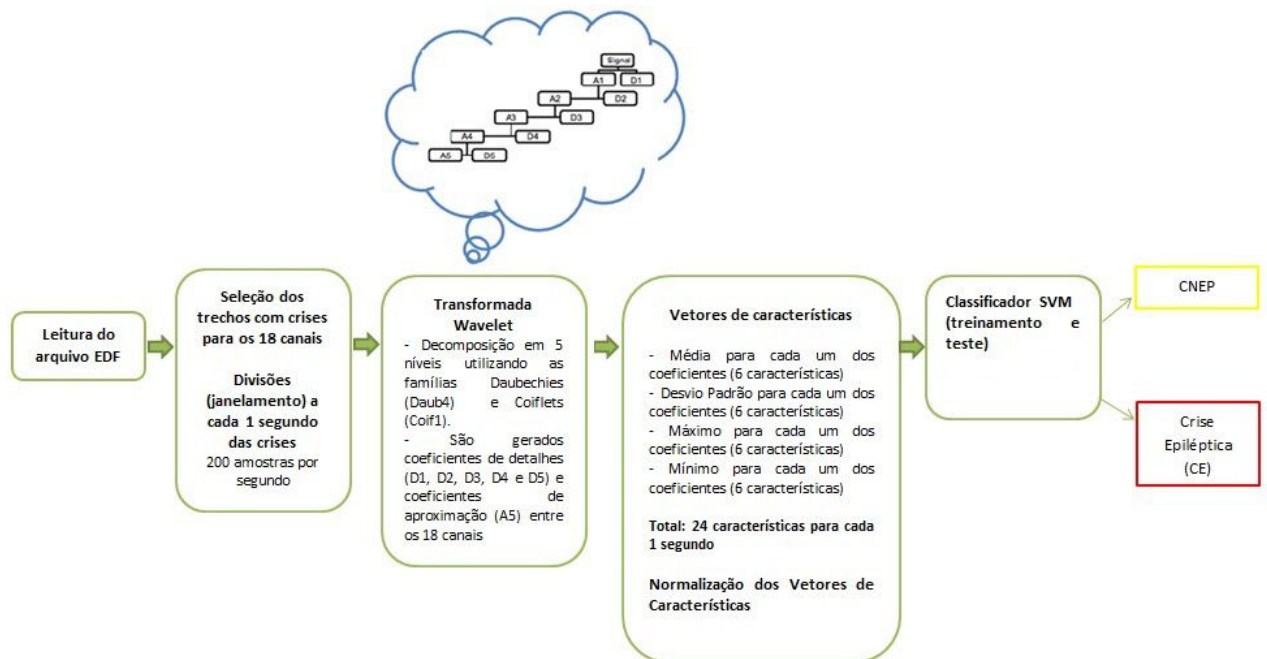
4.4 Experimento 1:

Classificação de Crises Epilépticas e Crises Não Epilépticas Psicogênicas utilizando a Transformada Wavelet nos sinais para trechos de 1 segundo.

Neste experimento, foi utilizada a DWT em intervalos de 1 segundo. Foram considerados os dados da coluna “Quant. de amostras de 1 segundo” das tabelas 1 e 2.

Com base na figura 36, serão descritas as etapas deste experimento:

Figura 36 – Etapas - Experimento 1



Fonte: (Próprio autor, 2018)

Etapa 1: Leitura do arquivo EDF

Os arquivos de EEG, com formato do tipo EDF, foram carregados no software MATLAB (2010b), por meio da função `edfRead` (MATLAB, 2010a). Com este comando, foram selecionados somente os primeiros 18 canais de interesse, conforme apresentado no Apêndice A

Pelo fato de os arquivos originais conterem toda a gravação, inclusive de intervalos em que não ocorreram as crises (interictais), foi necessário separar os intervalos das crises (ictais) de cada um dos arquivos de EEG dos

pacientes, previamente identificados pela médica especialista Dra. Maria Sigride Thomé de Souza da Unidade de Videoeletroencefalografia(VEEG) do Instituto de Psiquiatria do Hospital das Clínicas da Faculdade de Medicina da Universidade de São Paulo (IPq-HCFMUSP).

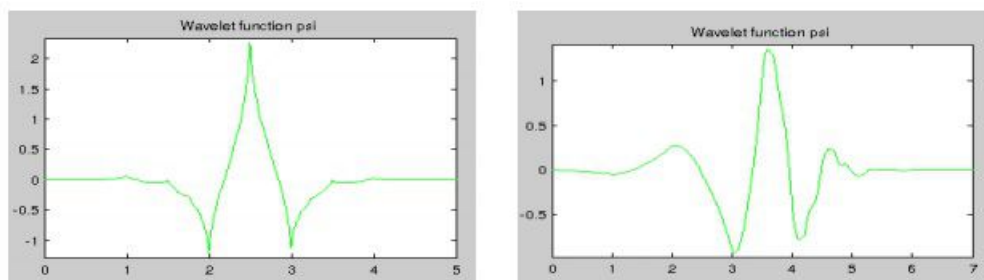
Etapa 2: Janelamento do sinal

O janelamento retangular do sinal ocorre a cada 1 segundo com 200 amostras por segundo (frequência de amostragem = 200 Hz). Este janelamento de 1 segundo se deve ao fato de que os períodos de EEG patológicos geralmente possuem espículas com duração entre 20 e 70 ms e ondas agudas que variam entre 70 e 200 ms. Logo, este intervalo de tempo do janelamento fornece todas as características necessárias para a identificação dos padrões epileptogênicos (PARREIRA, 2006).

Etapa 3: Transformada Wavelet Discreta (DWT)

Nesta etapa, os sinais foram decompostos pela DWT em 5 níveis para cada uma das famílias utilizadas. Essas famílias são: Daubechies 4 (Daub-4) e Coiflet 1 (Coif-1), representadas na figura 37. Estas duas famílias e os 5 níveis de decomposição foram considerados com base nos estudos do capítulo 3.

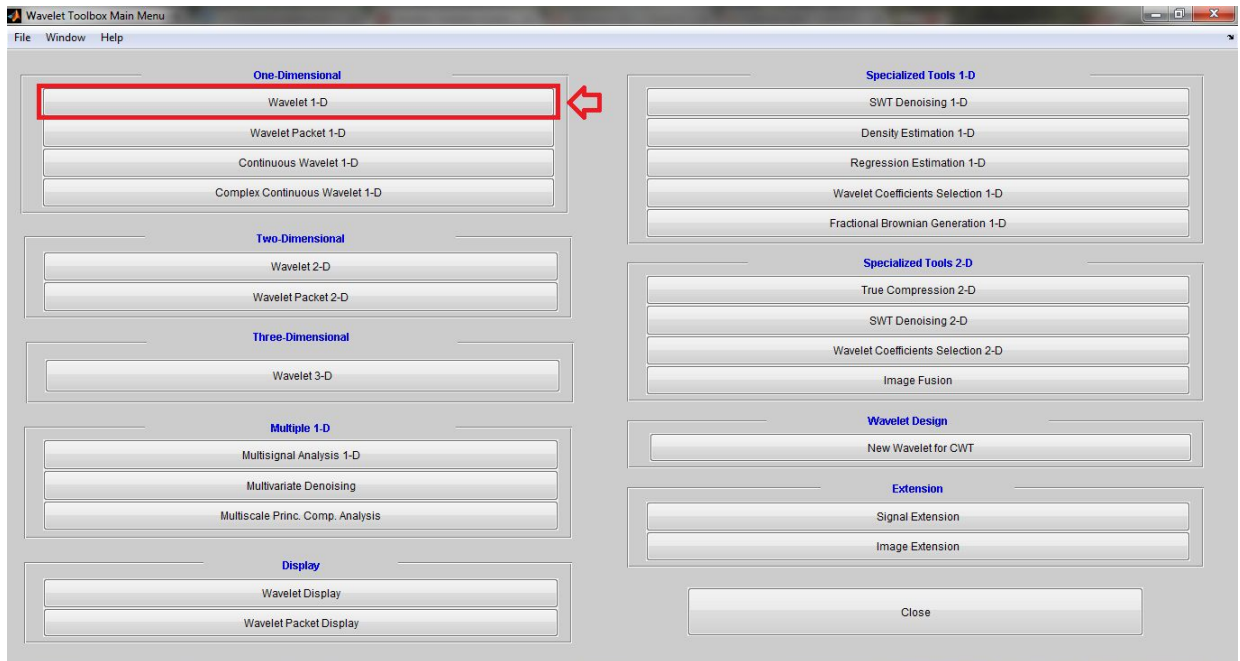
Figura 37 – Formato da wavelet Coif1 (esquerda) e formato da wavelet Daub4 (direita)



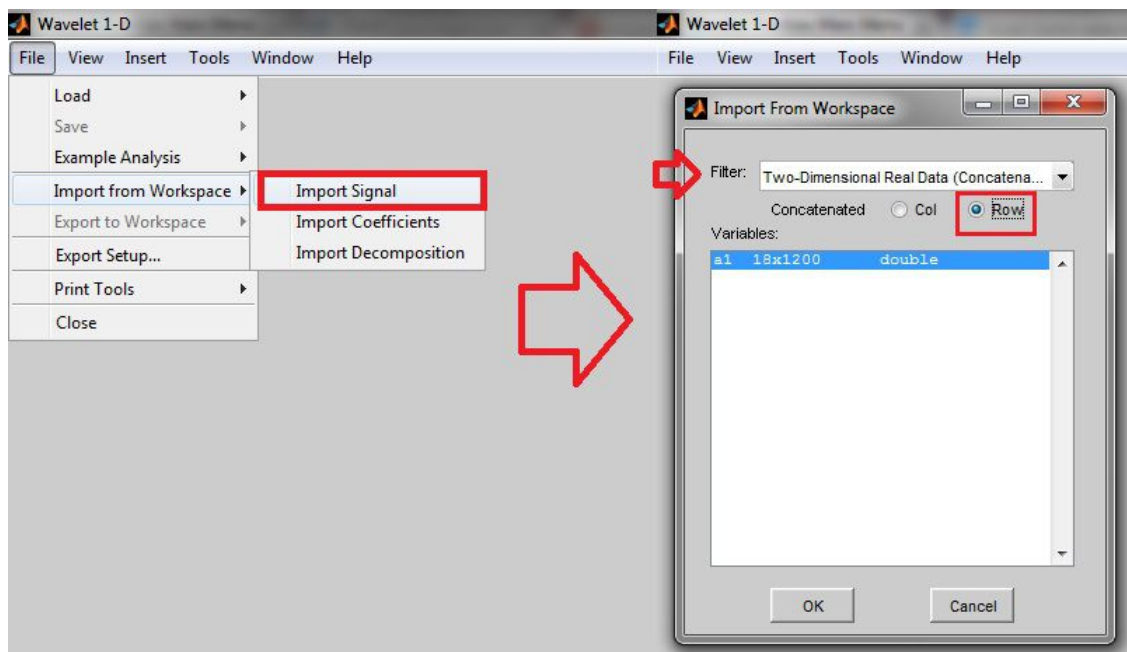
Fonte: (NEGRI; MEDEIROS, 2014)

A análise pela DWT ocorreu por meio da *Wavelet Toolbox* disponível para MATLAB (2010b) através do comando “*wavemenu*” dentro do *Comand Window* (figura 38 e 39). Foi utilizada a opção *Wavelet 1-D*.

Figura 38 – Menu principal do Wavelet Toolbox do MATLAB



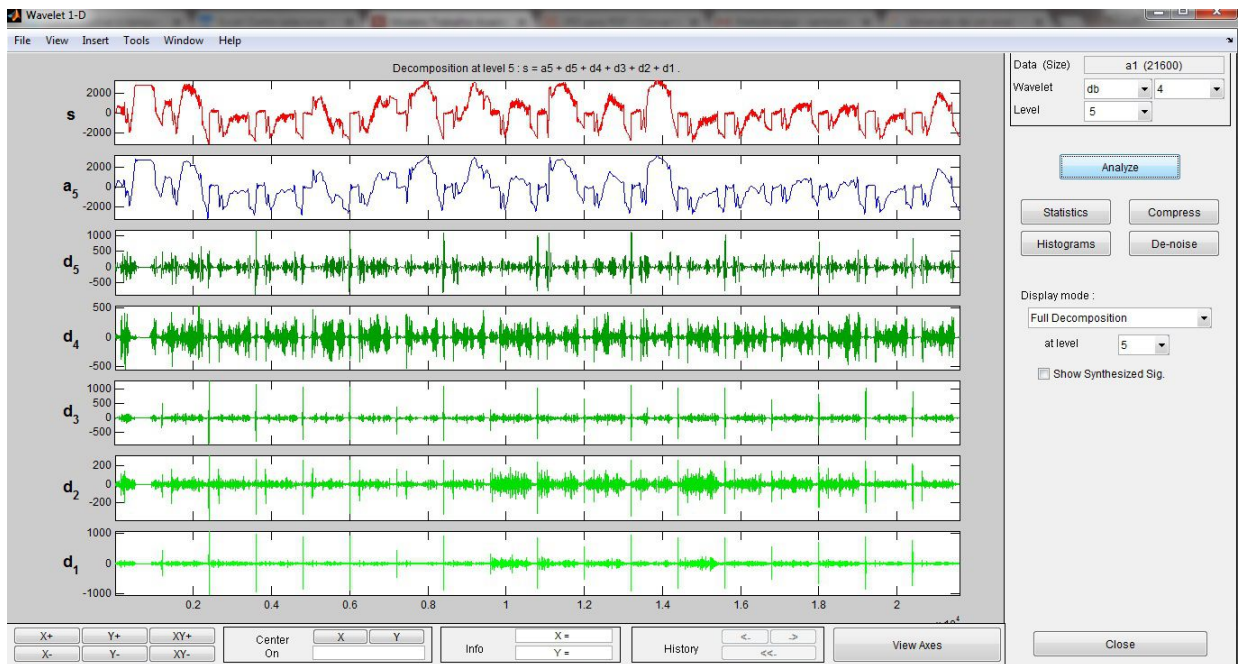
Fonte: (MATLAB, 2010b)

Figura 39 – Importação do sinal de EEG de 18 canais do *Workspace* do para o Wavelet Toolbox do MATLAB

Fonte: (MATLAB, 2010b)

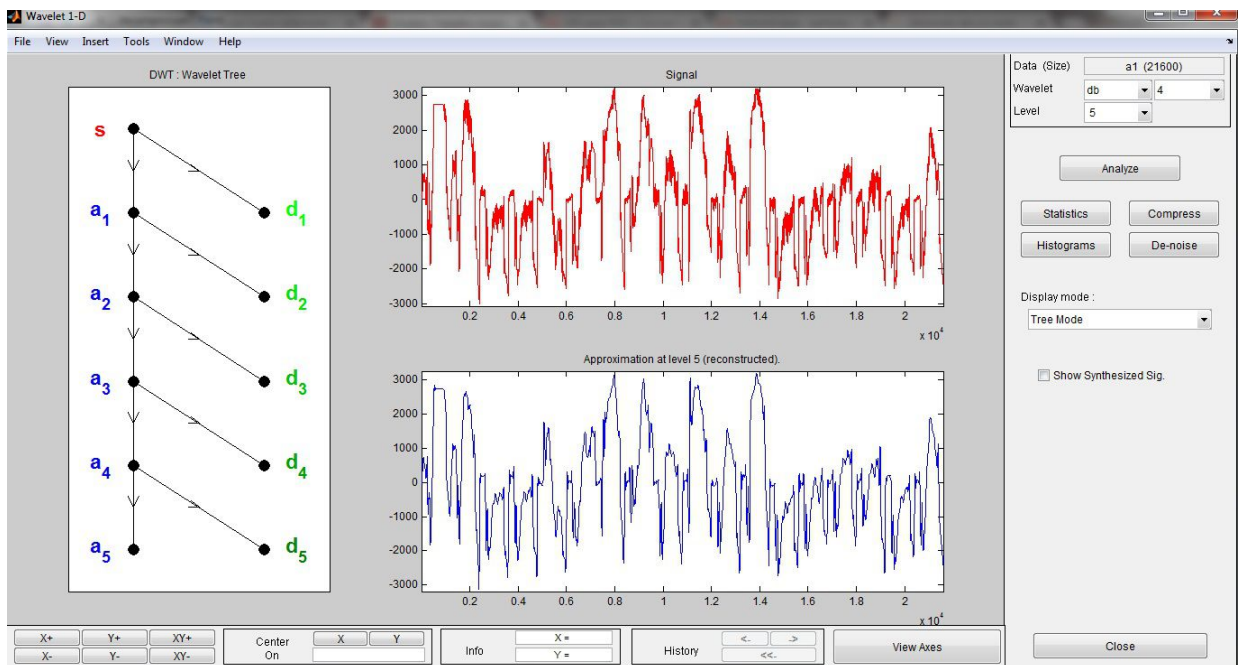
Através da DWT, devido aos 5 níveis de decomposição, são gerados cinco coeficientes de detalhe (D1, D2, D3, D4 e D5) e um coeficiente de aproximação (A5), para cada uma das famílias wavelet (figuras 40 e 41).

Figura 40 – Exemplo de um sinal decomposto em 5 níveis pela família Daubechies 4



Fonte: (MATLAB, 2010b)

Figura 41 – Coeficientes gerados pela decomposição de um sinal em 5 níveis pela família Daubechies 4



Fonte: (MATLAB, 2010b)

Entretanto, para agilizar esta etapa, foi utilizado o código do Apêndice B que obtém os mesmos resultados.

Etapa 4: Vetores de Características

Baseando-se nos valores gerados em cada um dos seis coeficientes (A5, D5, D4, D3, D2 e D1) da Transformada Wavelet Discreta dos 18 canais, a cada 1 segundo foram criados dois vetores com 30 características. Um vetor foi formado a partir da família Daubechies 4 e o outro pela Coiflet 1 (Apêndice B). O formato de cada vetor de características foi o seguinte:

[mediaA5, mediaD5, mediaD4, mediaD3, mediaD2, mediaD1, desvpadA5, desvpadD5, desvpadD4, desvpadD3, desvpadD2, desvpadD1, maximoA5, maximoD5, maximoD4, maximoD3, maximoD2, maximoD1, minimoA5, minimoD5, minimoD4, minimoD3, minimoD2, minimoD1]

Em que:

- mediaA5 = média entre os valores do coeficiente A5
- desvpadA5 = desvio padrão entre os valores do coeficiente A5
- maximoA5 = valor máximo entre os valores do coeficiente A5
- minimodA5 = valor mínimo entre os valores do coeficiente A5

⋮

Em seguida, de acordo com Chang e Lin (2011), os vetores de características foram normalizados em intervalos entre -1 a $+1$, para melhor desempenho do classificador SVM (Apêndice D).

Estes vetores de características normalizados foram utilizados como entrada no classificador SVM, tanto para a etapa de treinamento, quanto a de teste.

Etapa 5: Classificador SVM

O classificador SVM foi treinado e avaliado com base nos vetores de características normalizados gerados na etapa anterior. A escolha do conjunto de treinamento e avaliação se deram de forma aleatória.

Os *kernel* utilizados do classificador do SVM foram os seguinte:

- Linear
- Polinomial
- Função de Base Radial (RBF)
- Sigmoidal

Após o treinamento, o classificador irá rotular uma nova amostra (janela) do EEG em CNEP $[-1]$ ou CE $[+1]$. Toda esta etapa, descrita no Apêndice D, foi realizada utilizando a ferramenta LIBSVM (CHANG; LIN, 2011) disponível para o software MATLAB (2010b).

Finalmente, através de análise estatística, foram realizadas as conclusões com base nos resultados fornecidos pelo *MATLAB*. Foram calculadas a Acurácia (precisão), Sensibilidade e Especificidade. Em seguida, comparadas com outros trabalhos.

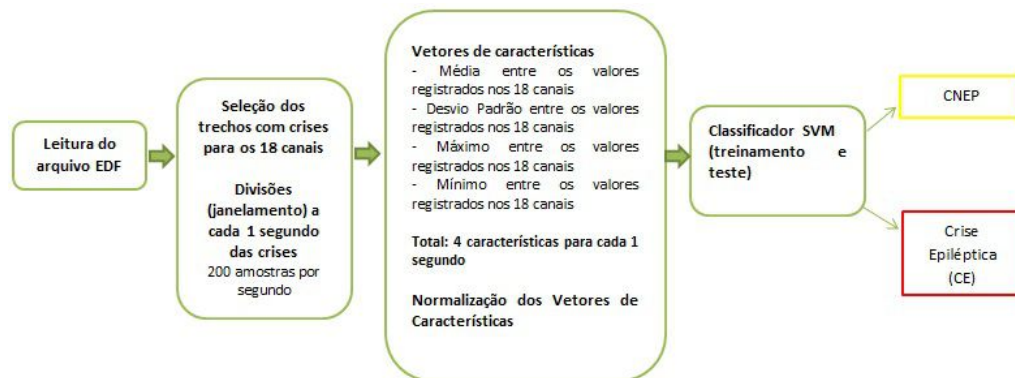
4.5 Experimento 2:

Classificação de Crises Epilépticas e Crises Não Epilépticas Psicogênicas extraindo informações diretamente dos sinais para trechos de 1 segundo.

A título de comparação com o experimento 1, os valores foram extraídos diretamente do sinal sem a utilização da DWT. Foram considerados os dados da coluna “Quant. de amostras de 1 segundo” das tabelas 1 e 2.

Com base na figura 42, serão descritas as etapas deste experimento:

Figura 42 – Etapas - Experimento 2



Fonte: (Próprio autor, 2018)

Etapa 1: Leitura do arquivo EDF

Mesmo procedimento da etapa 1 do experimento 1.

Etapa 2: Janelamento do sinal

Mesmo procedimento da etapa 2 do experimento 1.

Etapa 3: Vetores de Características

Baseando-se nos valores registrados nos 18 canais, a cada 1 segundo foi criado um vetor com 4 características no seguinte formato:

[media-canais, desvpad-canais, maximo-canais, minimo-canais]

Em que:

- media-canais = média entre os valores registrados nos 18 canais

- desvpad-canais = desvio padrão entre os valores registrados nos 18 canais
- maximo-canais = valor máximo entre os valores registrados nos 18 canais
- minimod-canais = valor mínimo entre os valores registrados nos 18 canais

Os demais procedimentos desta etapa foram semelhantes da etapa 4 do experimento 1 com pequenas modificações (Apêndice C).

Etapa 4: Classificador SVM

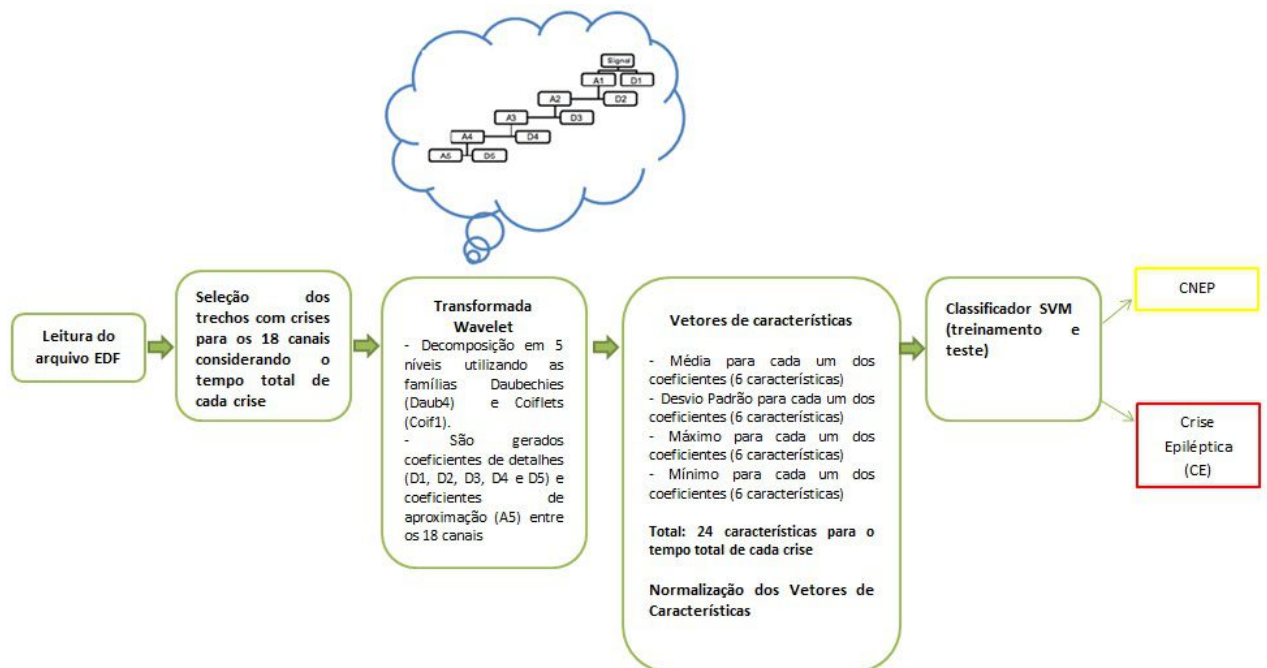
Mesmo procedimento da etapa 5 do experimento 1.

4.6 Experimento 3:

Classificação de Crises Epilépticas e Crises Não Epilépticas Psicogênicas utilizando a Transformada Wavelet nos sinais considerando o tempo total de cada uma das crises.

Neste experimento todas as etapas foram idênticas ao experimento 1 (figura 43), porém foi considerado o tempo total de cada crise e não mais amostras de 1 segundo. Foram considerados os dados das colunas “Quant. de CNEP” e “Quant.de CE” das tabelas 1 e 2.

Figura 43 – Etapas - Experimento 3



Fonte: (Próprio autor, 2018)

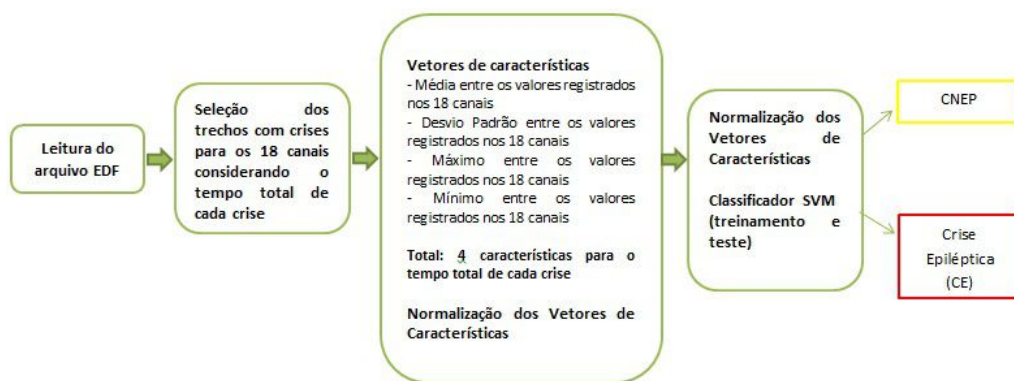
Pelo fato de os dados estarem desbalanceados com 117 crises epilépticas e 42 CNEP, foi necessário definir peso “1” para as crises epilépticas e peso “2,79” para as CNEP durante a fase de treinamento do classificador. Toda esta etapa, descrita no Apêndice E, foi realizada utilizando a ferramenta LIBSVM (CHANG; LIN, 2011) disponível para o software MATLAB (2010b).

4.7 Experimento 4:

Classificação de Crises Epilépticas e Crises Não Epilépticas Psicogênicas extraíndo informações diretamente dos sinais considerando o tempo total de cada uma das crises.

Neste experimento todas as etapas foram idênticas ao experimento 2 (figura 44), porém foi considerado o tempo total de cada crise e não mais amostras de 1 segundo. O resultado será comparado com o experimento 3. Também foram considerados os dados das colunas “Quant. de CNEP” e “Quant.de CE” das tabelas 1 e 2.

Figura 44 – Etapas - Experimento 4



Fonte: (Próprio autor, 2018)

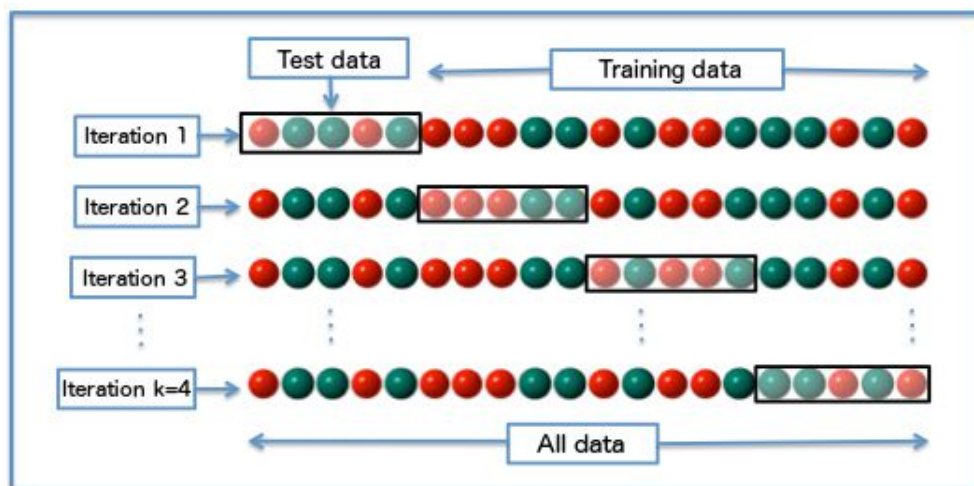
4.8 Validação dos resultados utilizando a validação cruzada pelo método k -fold

Foram calculadas as médias das acurácias do classificador SVM utilizando a validação cruzada pelo método k -fold para poder avaliar a capacidade de generalização do classificador e comparar com as médias das acurácias obtidas nos experimentos 1 ao 4.

Na validação cruzada k -fold (k -cv), um conjunto de dados é dividido em k partes iguais e o classificador é treinado usando $k - 1$ partes e, a partir dessas divisões, um valor de erro é calculado testando o classificador na parte restante. Finalmente, a estimativa de erro do k -cv é o valor médio dos erros cometidos em cada parte (RODRIGUEZ; PEREZ; LOZANO, 2010).

A figura 45 exemplifica um processo de validação cruzada k -fold com $k = 4$.

Figura 45 – Validação Cruzada pelo método k -fold



Fonte: <[https://en.wikipedia.org/wiki/Cross-validation_\(statistics\)](https://en.wikipedia.org/wiki/Cross-validation_(statistics))>. Acesso em: jun. 2018.

Esta ferramenta está disponível no LIBSVM (CHANG; LIN, 2011).

5 Resultados e Discussões

Nesta etapa de treinamento e avaliação da SVM, foram utilizados quatro tipos de *kernel*: Linear, Polinomial, RBF e Sigmoide. Esses *kernels* foram aplicados aos vetores de características gerados pela família Wavelet Coiflet 1, Daubechies 4 e na extração direta do sinal sem a utilização da Transformada Wavelet Discreta (DWT). As amostras utilizadas para treinamento e avaliação foram selecionadas de forma que sempre fossem de pacientes distintos, referentes as tabelas 1 e 2 da subseção 4.1. Do item 1 ao 9 das tabelas, o número de amostras de treinamento (T) irá evoluir de forma decrescente e de avaliação (A) de forma crescente.

5.1 Experimentos 1 e 2 - janelas de 1 segundo das crises

A subseção 5.1 considera os vetores de características gerados pelas janelas de 1 segundo das crises.

5.1.1 SVM *kernel* Linear

Baseando-se nas tabelas 3, 4 e 5, foram gerados os gráficos da figura 46 que representam as médias do item 1 ao 9 da Acurácia, Sensibilidade e Especificidade de acordo com os vetores de características gerados pela Coif1, Db4 e extração direta. “T” foi a etapa de treinamento e “A” a etapa de avaliação.

Tabela 3 – Resultados das Previsões: SVM *kernel* Linear - Wavelet Coif1 - Exp. 1

Item	Pacientes CNEP		Pacientes CE		Acurácia (%)	Sens. (%)	Espec. (%)
	T	A	T	A			
1	1 a 9	10 a 11	12 a 29	30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
2	1 a 8	9 a 11	12 a 27	28 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
3	1 a 7	8 a 11	12 a 25	26 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
4	1 a 6	7 a 11	12 a 23	24 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
5	1 a 5	6 a 11	12 a 21	22 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
6	1 a 4	5 a 11	12 a 19	20 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
7	1 a 3	4 a 11	12 a 17	18 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
8	1 a 2	3 a 11	12 a 15	16 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
9	1	2 a 11	12 a 13	14 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00

Fonte: Autoria própria (2018)

Tabela 4 – Resultados das Previsões: SVM *kernel* Linear - Wavelet Db4 - Exp. 1

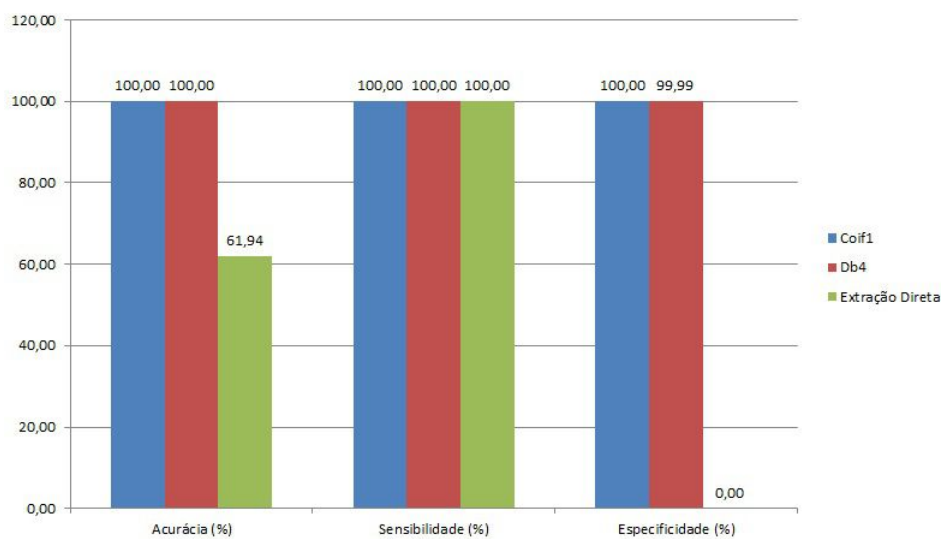
Item	Pacientes CNEP		Pacientes CE		Acurácia (%)	Sens. (%)	Espec. (%)
	T	A	T	A			
1	1 a 9	10 a 11	12 a 29	30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
2	1 a 8	9 a 11	12 a 27	28 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
3	1 a 7	8 a 11	12 a 25	26 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
4	1 a 6	7 a 11	12 a 23	24 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
5	1 a 5	6 a 11	12 a 21	22 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
6	1 a 4	5 a 11	12 a 19	20 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
7	1 a 3	4 a 11	12 a 17	18 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
8	1 a 2	3 a 11	12 a 15	16 a 30, 10 a 11	99,98	100,00	99,96
9	1	2 a 11	12 a 13	14 a 30, 10 a 11	99,99	100,00	99,96

Fonte: Autoria própria (2018)

Tabela 5 – Resultados das Previsões: SVM *kernel* Linear - Extração direta - Exp. 2

Item	Pacientes CNEP		Pacientes CE		Acurácia (%)	Sens. (%)	Espec. (%)
	T	A	T	A			
1	1 a 9	10 a 11	12 a 29	30, 10 a 11	52,66	100,00	0,00
2	1 a 8	9 a 11	12 a 27	28 a 30, 10 a 11	60,16	100,00	0,00
3	1 a 7	8 a 11	12 a 25	26 a 30, 10 a 11	64,49	100,00	0,00
4	1 a 6	7 a 11	12 a 23	24 a 30, 10 a 11	62,94	100,00	0,00
5	1 a 5	6 a 11	12 a 21	22 a 30, 10 a 11	68,02	100,00	0,00
6	1 a 4	5 a 11	12 a 19	20 a 30, 10 a 11	63,91	100,00	0,00
7	1 a 3	4 a 11	12 a 17	18 a 30, 10 a 11	58,87	100,00	0,00
8	1 a 2	3 a 11	12 a 15	16 a 30, 10 a 11	59,48	100,00	0,00
9	1	2 a 11	12 a 13	14 a 30, 10 a 11	66,97	100,00	0,00

Fonte: Autoria própria (2018)

Figura 46 – Média das previsões - SVM *kernel* Linear - Janelas 1 segundo

Fonte: (Próprio autor, 2018)

No gráfico da figura 46, as médias das acurácias (taxas de acerto de CE e CNEP) tanto na Coif1 quanto na Db4 apresentaram os melhores

resultados chegando a 100%. A extração direta do sinal apresentou o pior resultado com 61,94%.

A sensibilidade, relacionada à crise epilética (CE), ou seja, a chance de a SVM classificar uma amostra como verdadeiro positivo (+1) na presença da doença, nos três casos, apresentou resultados iguais a 100%.

A especificidade, relacionada à CNEP, ou seja, a chance de a SVM classificar uma amostra como verdadeiro negativo (-1) na ausência da doença, resultou em 100% para a Coif1 e Db4 muito próximo a este valor. A extração direta do sinal não conseguiu identificar nenhuma CNEP.

Com isso, no geral, a Coif1 e Db4 apresentaram bons resultados em 100% na acurácia, sensibilidade e especificidade. A extração direta do sinal apresentou os piores resultados, pois apesar de ter conseguido identificar 100% (sensibilidade) das CE, não identificou nenhuma CNEP (0% de especificidade).

Portanto, atesta-se que este *kernel* é adequado para a diferenciação entre CE e CNEP utilizando as famílias Wavelets Coif1 e Db4, baseado na configuração dos vetores de características utilizados.

5.1.2 SVM *kernel* Polinomial

Baseando-se nas tabelas 6, 7 e 8, foram gerados os gráficos da figura 47 que representam as médias do item 1 ao 9 da Acurácia, Sensibilidade e Especificidade de acordo com os vetores de características gerados pela Coif1, Db4 e extração direta. “T” foi a etapa de treinamento e “A” a etapa de avaliação.

Tabela 6 – Resultados das Previsões: SVM *kernel* Polinomial - Wavelet Coif1 - Exp. 1

Item	Pacientes CNEP		Pacientes CE		Acurácia (%)	Sens. (%)	Espec. (%)
	T	A	T	A			
1	1 a 9	10 a 11	12 a 29	30, 10 a 11	52,66	100,00	0,00
2	1 a 8	9 a 11	12 a 27	28 a 30, 10 a 11	60,22	100,00	0,15
3	1 a 7	8 a 11	12 a 25	26 a 30, 10 a 11	65,89	100,00	3,93
4	1 a 6	7 a 11	12 a 23	24 a 30, 10 a 11	63,21	100,00	0,75
5	1 a 5	6 a 11	12 a 21	22 a 30, 10 a 11	68,02	100,00	0,00
6	1 a 4	5 a 11	12 a 19	20 a 30, 10 a 11	63,91	100,00	0,00
7	1 a 3	4 a 11	12 a 17	18 a 30, 10 a 11	58,87	100,00	0,00
8	1 a 2	3 a 11	12 a 15	16 a 30, 10 a 11	59,48	100,00	0,00
9	1	2 a 11	12 a 13	14 a 30, 10 a 11	66,97	100,00	0,00

Fonte: Autoria própria (2018)

Tabela 7 – Resultados das Previsões: SVM *kernel* Polinomial - Wavelet Db4 - Exp. 1

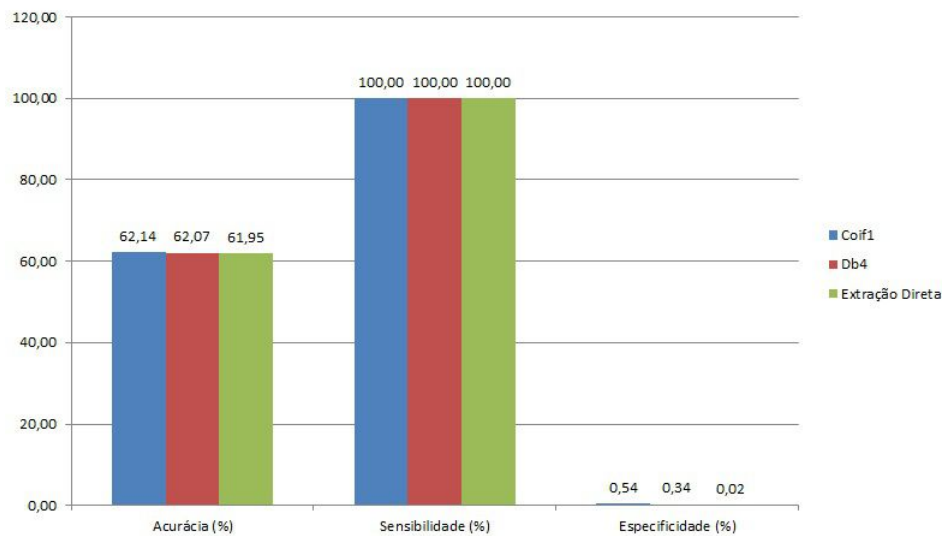
Item	Pacientes CNEP		Pacientes CE		Acurácia (%)	Sens. (%)	Espec. (%)
	T	A	T	A			
1	1 a 9	10 a 11	12 a 29	30, 10 a 11	52,66	100,00	0,00
2	1 a 8	9 a 11	12 a 27	28 a 30, 10 a 11	60,70	100,00	1,37
3	1 a 7	8 a 11	12 a 25	26 a 30, 10 a 11	64,84	100,00	0,98
4	1 a 6	7 a 11	12 a 23	24 a 30, 10 a 11	63,21	100,00	0,75
5	1 a 5	6 a 11	12 a 21	22 a 30, 10 a 11	68,02	100,00	0,00
6	1 a 4	5 a 11	12 a 19	20 a 30, 10 a 11	63,91	100,00	0,00
7	1 a 3	4 a 11	12 a 17	18 a 30, 10 a 11	58,87	100,00	0,00
8	1 a 2	3 a 11	12 a 15	16 a 30, 10 a 11	59,48	100,00	0,00
9	1	2 a 11	12 a 13	14 a 30, 10 a 11	66,97	100,00	0,00

Fonte: Autoria própria (2018)

Tabela 8 – Resultados das Previsões: SVM *kernel* Polinomial - Extração direta - Exp. 2

Item	Pacientes CNEP		Pacientes CE		Acurácia (%)	Sens. (%)	Espec. (%)
	T	A	T	A			
1	1 a 9	10 a 11	12 a 29	30, 10 a 11	52,66	100,00	0,00
2	1 a 8	9 a 11	12 a 27	28 a 30, 10 a 11	60,16	100,00	0,00
3	1 a 7	8 a 11	12 a 25	26 a 30, 10 a 11	64,49	100,00	0,00
4	1 a 6	7 a 11	12 a 23	24 a 30, 10 a 11	62,94	100,00	0,00
5	1 a 5	6 a 11	12 a 21	22 a 30, 10 a 11	68,02	100,00	0,00
6	1 a 4	5 a 11	12 a 19	20 a 30, 10 a 11	63,91	99,96	0,08
7	1 a 3	4 a 11	12 a 17	18 a 30, 10 a 11	58,87	100,00	0,00
8	1 a 2	3 a 11	12 a 15	16 a 30, 10 a 11	59,48	100,00	0,00
9	1	2 a 11	12 a 13	14 a 30, 10 a 11	67,00	100,00	0,08

Fonte: Autoria própria (2018)

Figura 47 – Média das previsões - SVM *kernel* Polinomial - Janelas 1 segundo

Fonte: (Próprio autor, 2018)

No geral, foi observado que a utilização do *kernel* Polinomial apesar de conseguir identificar 100% dos casos de CE (sensibilidade), não conseguiu identificar nenhum dos casos de CNEP (especificidade), gerando uma acurácia baixa em torno de 62%.

Sendo assim, atesta-se que este *kernel* não é adequado para a diferenciação entre CE e CNEP, baseado na configuração dos vetores de características utilizados.

5.1.3 SVM *kernel* RBF

Baseando-se nas tabelas 9, 10 e 11, foram gerados os gráficos da figura 48 que representam as médias do item 1 ao 9 da Acurácia, Sensibilidade e Especificidade de acordo com os vetores de características gerados pela Coif1, Db4 e extração direta. “T” foi a etapa de treinamento e “A” a etapa de avaliação.

Tabela 9 – Resultados das Previsões: SVM *kernel* RBF - Wavelet Coif1 - Exp. 1

Item	Pacientes CNEP		Pacientes CE		Acurácia (%)	Sens. (%)	Espec. (%)
	T	A	T	A			
1	1 a 9	10 a 11	12 a 29	30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
2	1 a 8	9 a 11	12 a 27	28 a 30, 10 a 11	99,88	99,90	99,85
3	1 a 7	8 a 11	12 a 25	26 a 30, 10 a 11	99,65	99,61	99,72
4	1 a 6	7 a 11	12 a 23	24 a 30, 10 a 11	99,30	99,70	98,62
5	1 a 5	6 a 11	12 a 21	22 a 30, 10 a 11	99,43	99,74	98,78
6	1 a 4	5 a 11	12 a 19	20 a 30, 10 a 11	99,23	99,46	98,81
7	1 a 3	4 a 11	12 a 17	18 a 30, 10 a 11	99,69	99,84	99,47
8	1 a 2	3 a 11	12 a 15	16 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
9	1	2 a 11	12 a 13	14 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00

Fonte: Autoria própria (2018)

Tabela 10 – Resultados das Previsões: SVM *kernel* RBF - Wavelet Db4 - Exp. 1

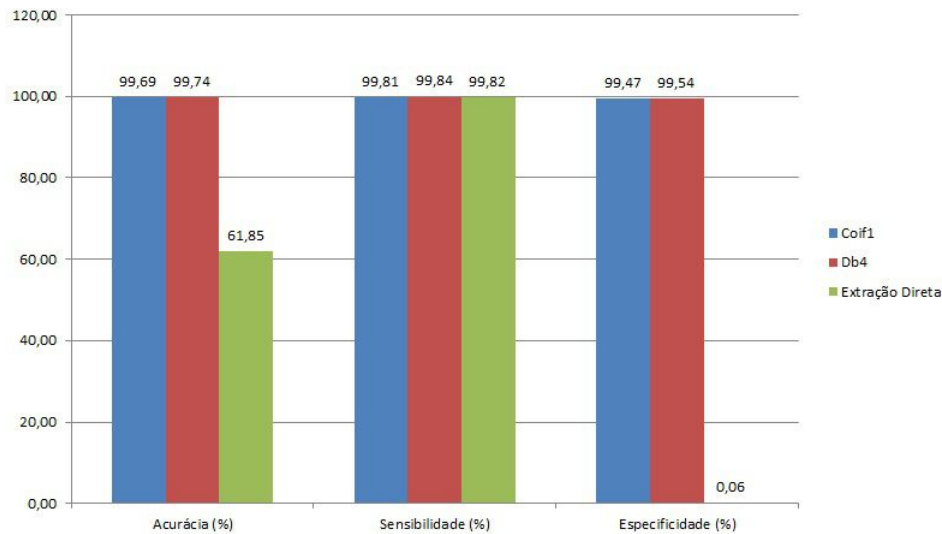
Item	Pacientes CNEP		Pacientes CE		Acurácia (%)	Sens. (%)	Espec. (%)
	T	A	T	A			
1	1 a 9	10 a 11	12 a 29	30, 10 a 11	99,84	99,70	100,00
2	1 a 8	9 a 11	12 a 27	28 a 30, 10 a 11	99,76	99,80	99,70
3	1 a 7	8 a 11	12 a 25	26 a 30, 10 a 11	99,55	99,46	99,72
4	1 a 6	7 a 11	12 a 23	24 a 30, 10 a 11	99,44	99,78	98,87
5	1 a 5	6 a 11	12 a 21	22 a 30, 10 a 11	99,64	99,95	99,00
6	1 a 4	5 a 11	12 a 19	20 a 30, 10 a 11	99,66	99,91	99,21
7	1 a 3	4 a 11	12 a 17	18 a 30, 10 a 11	99,76	100,00	99,42
8	1 a 2	3 a 11	12 a 15	16 a 30, 10 a 11	99,98	100,00	99,96
9	1	2 a 11	12 a 13	14 a 30, 10 a 11	99,99	100,00	99,96

Fonte: Autoria própria (2018)

Tabela 11 – Resultados das Previsões: SVM *kernel* RBF - Extração direta - Exp. 2

Item	Pacientes CNEP		Pacientes CE		Acurácia (%)	Sens. (%)	Espec. (%)
	T	A	T	A			
1	1 a 9	10 a 11	12 a 29	30, 10 a 11	52,66	100,00	0,00
2	1 a 8	9 a 11	12 a 27	28 a 30, 10 a 11	60,16	100,00	0,00
3	1 a 7	8 a 11	12 a 25	26 a 30, 10 a 11	64,49	100,00	0,00
4	1 a 6	7 a 11	12 a 23	24 a 30, 10 a 11	62,98	100,00	0,13
5	1 a 5	6 a 11	12 a 21	22 a 30, 10 a 11	68,06	100,00	0,11
6	1 a 4	5 a 11	12 a 19	20 a 30, 10 a 11	62,94	98,38	0,16
7	1 a 3	4 a 11	12 a 17	18 a 30, 10 a 11	58,92	99,96	0,18
8	1 a 2	3 a 11	12 a 15	16 a 30, 10 a 11	59,48	100,00	0,00
9	1	2 a 11	12 a 13	14 a 30, 10 a 11	66,97	100,00	0,00

Fonte: Autoria própria (2018)

Figura 48 – Média das previsões - SVM *kernel* RBF - Janelas 1 segundo

Fonte: (Próprio autor, 2018)

No geral, os resultados foram próximos aos do *kernel* Linear da subseção 5.1.1, tendo uma pequena redução nos resultados.

Logo, atesta-se que este *kernel* é adequado para a diferenciação entre CE e CNEP utilizando as famílias Wavelets Coif1 e Db4, baseado na configuração dos vetores de características utilizados.

5.1.4 SVM *kernel* Sigmoid

Baseando-se nas tabelas 12, 13 e 14, foram gerados os gráficos da figura 49 que representam as médias do item 1 ao 9 da Acurácia, Sensibilidade e Especificidade de acordo com os vetores de características gerados pela Coif1, Db4 e extração direta. “T” foi a etapa de treinamento e “A” a etapa de avaliação.

Tabela 12 – Resultados das Previsões: SVM *kernel* Sigmoide - Wavelet Coif1 - Exp. 1

Item	Pacientes CNEP		Pacientes CE		Acurácia (%)	Sens. (%)	Espec. (%)
	T	A	T	A			
1	1 a 9	10 a 11	12 a 29	30, 10 a 11	99,92	99,85	100,00
2	1 a 8	9 a 11	12 a 27	28 a 30, 10 a 11	99,88	99,90	99,85
3	1 a 7	8 a 11	12 a 25	26 a 30, 10 a 11	99,55	99,46	99,72
4	1 a 6	7 a 11	12 a 23	24 a 30, 10 a 11	99,40	99,70	98,87
5	1 a 5	6 a 11	12 a 21	22 a 30, 10 a 11	99,47	99,74	98,89
6	1 a 4	5 a 11	12 a 19	20 a 30, 10 a 11	99,43	99,55	99,21
7	1 a 3	4 a 11	12 a 17	18 a 30, 10 a 11	99,83	99,88	99,77
8	1 a 2	3 a 11	12 a 15	16 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
9	1	2 a 11	12 a 13	14 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00

Fonte: Autoria própria (2018)

Tabela 13 – Resultados das Previsões: SVM *kernel* Sigmoide - Wavelet Db4 - Exp. 1

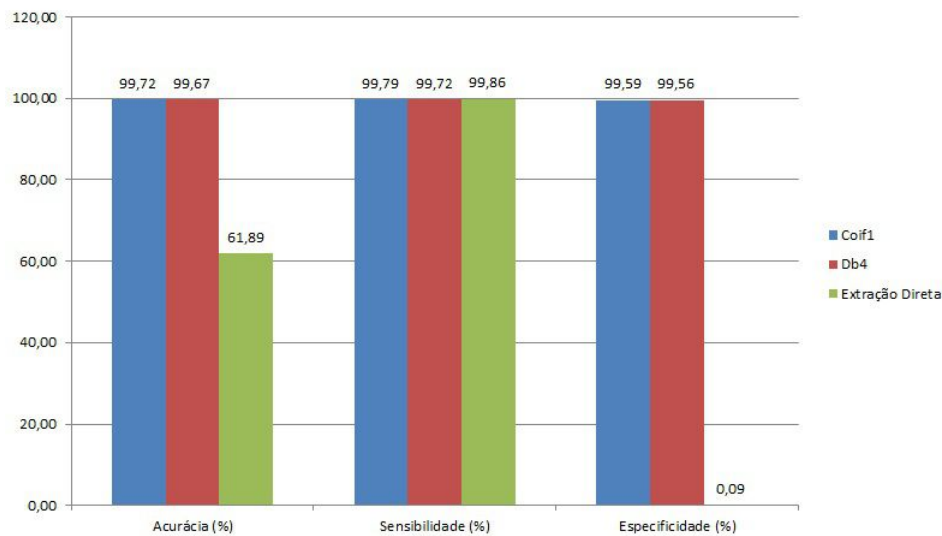
Item	Pacientes CNEP		Pacientes CE		Acurácia (%)	Sens. (%)	Espec. (%)
	T	A	T	A			
1	1 a 9	10 a 11	12 a 29	30, 10 a 11	99,61	99,26	100,00
2	1 a 8	9 a 11	12 a 27	28 a 30, 10 a 11	99,58	99,50	99,70
3	1 a 7	8 a 11	12 a 25	26 a 30, 10 a 11	99,50	99,38	99,72
4	1 a 6	7 a 11	12 a 23	24 a 30, 10 a 11	99,54	99,85	99,00
5	1 a 5	6 a 11	12 a 21	22 a 30, 10 a 11	99,57	99,79	99,11
6	1 a 4	5 a 11	12 a 19	20 a 30, 10 a 11	99,57	99,78	99,21
7	1 a 3	4 a 11	12 a 17	18 a 30, 10 a 11	99,71	99,92	99,42
8	1 a 2	3 a 11	12 a 15	16 a 30, 10 a 11	99,98	100,00	99,96
9	1	2 a 11	12 a 13	14 a 30, 10 a 11	99,99	100,00	99,96

Fonte: Autoria própria (2018)

Tabela 14 – Resultados das Previsões: SVM *kernel* Sigmoide - Extração direta - Exp. 2

Item	Pacientes CNEP		Pacientes CE		Acurácia (%)	Sens. (%)	Espec. (%)
	T	A	T	A			
1	1 a 9	10 a 11	12 a 29	30, 10 a 11	52,66	100,00	0,00
2	1 a 8	9 a 11	12 a 27	28 a 30, 10 a 11	60,16	100,00	0,00
3	1 a 7	8 a 11	12 a 25	26 a 30, 10 a 11	64,49	100,00	0,00
4	1 a 6	7 a 11	12 a 23	24 a 30, 10 a 11	62,98	100,00	0,13
5	1 a 5	6 a 11	12 a 21	22 a 30, 10 a 11	68,06	100,00	0,11
6	1 a 4	5 a 11	12 a 19	20 a 30, 10 a 11	63,20	98,83	0,08
7	1 a 3	4 a 11	12 a 17	18 a 30, 10 a 11	58,99	99,88	0,47
8	1 a 2	3 a 11	12 a 15	16 a 30, 10 a 11	59,48	100,00	0,00
9	1	2 a 11	12 a 13	14 a 30, 10 a 11	66,97	100,00	0,00

Fonte: Autoria própria (2018)

Figura 49 – Média das previsões - SVM *kernel* Sigmoid - Janelas 1 segundo

Fonte: (Próprio autor, 2018)

No geral, os resultados foram semelhantes comparados aos do *kernel* Linear e RBF da subseção 5.1.1 e 5.1.2, respectivamente.

Desse modo, atesta-se que este *kernel* é adequado para a diferenciação entre CE e CNEP utilizando as famílias Wavelets Coif1 e Db4, baseado na configuração dos vetores de características utilizados.

5.1.5 Comparação dos resultados - janelas de 1 segundo

Os melhores resultados para a diferenciação entre CE e CNEP foi através do *kernel* Linear utilizando a família Wavelet Coif1 e Db4. A média foi de 100% para a acurácia, sensibilidade e especificidade.

Logo depois, com as melhores acurácias, foram os seguintes *kernels*: RBF com Db4 (99,74%), Sigmoid com Coif1 (99,72%). O *kernel* Polinomial apresentou os piores resultados com acurácia em torno de 62%.

Os resultados da acurácia da extração direta do sinal foi praticamente constante, em relação a todos os *kernel*, com valor aproximado de 62%.

Dessa forma, foi observada a eficácia da utilização das famílias Wavelets em relação ao não uso delas (extração direta do sinal) na diferenciação entre CE e CNEP, pois influenciou em torno de 28% no aumento da acurácia nos *kernels* Linear, RBF e Sigmoid.

Mesmo que os coeficientes das famílias Wavelets sejam sensíveis a mudanças bruscas nos sinais, o número de características resultantes das Wavelets (24) e da extração direta do sinal (4) também pode ter influenciado nestes resultados.

5.2 Experimentos 3 e 4 - tempo total de cada crise

A subseção 5.2 considera os vetores de características gerados pelo tempo total de cada crise.

5.2.1 SVM *kernel* Linear

Baseando-se nas tabelas 15, 16 e 17, foram gerados os gráficos da figura 50 que representam as médias do item 1 ao 9 da Acurácia, Sensibilidade e Especificidade de acordo com os vetores de características gerados pela Coif1, Db4 e extração direta. “T” foi a etapa de treinamento e “A” a etapa de avaliação.

Tabela 15 – Resultados das Previsões: SVM *kernel* Linear - Wavelet Coif1 - Exp. 3

Item	Pacientes CNEP		Pacientes CE		Acurácia (%)	Sens. (%)	Espec. (%)
	T	A	T	A			
1	1 a 9	10 a 11	12 a 29	30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
2	1 a 8	9 a 11	12 a 27	28 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
3	1 a 7	8 a 11	12 a 25	26 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
4	1 a 6	7 a 11	12 a 23	24 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
5	1 a 5	6 a 11	12 a 21	22 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
6	1 a 4	5 a 11	12 a 19	20 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
7	1 a 3	4 a 11	12 a 17	18 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
8	1 a 2	3 a 11	12 a 15	16 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
9	1	2 a 11	12 a 13	14 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00

Fonte: Autoria própria (2018)

Tabela 16 – Resultados das Previsões: SVM *kernel* Linear - Wavelet Db4 - Exp. 3

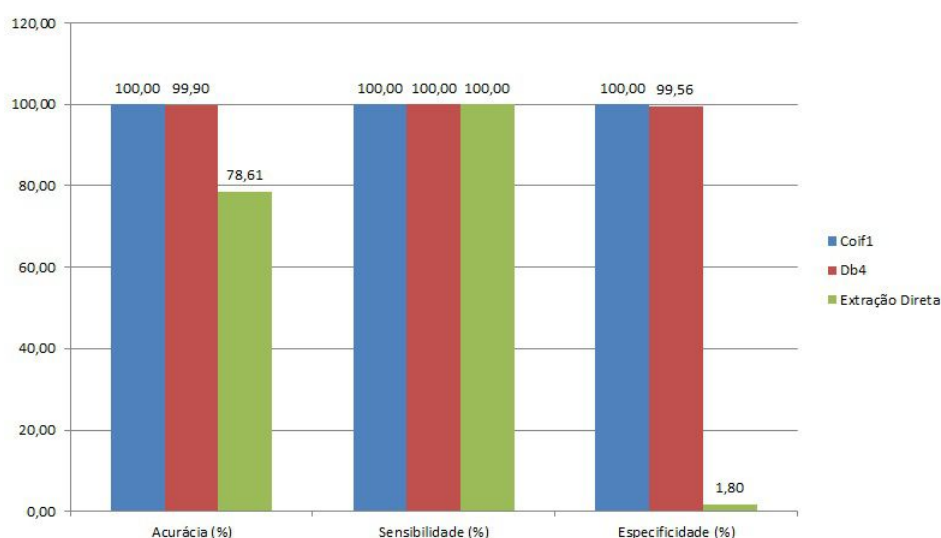
Item	Pacientes CNEP		Pacientes CE		Acurácia (%)	Sens. (%)	Espec. (%)
	T	A	T	A			
1	1 a 9	10 a 11	12 a 29	30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
2	1 a 8	9 a 11	12 a 27	28 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
3	1 a 7	8 a 11	12 a 25	26 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
4	1 a 6	7 a 11	12 a 23	24 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
5	1 a 5	6 a 11	12 a 21	22 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
6	1 a 4	5 a 11	12 a 19	20 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
7	1 a 3	4 a 11	12 a 17	18 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
8	1 a 2	3 a 11	12 a 15	16 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
9	1	2 a 11	12 a 13	14 a 30, 10 a 11	99,09	100,00	96,00

Fonte: Autoria própria (2018)

Tabela 17 – Resultados das Previsões: SVM *kernel* Linear - Extração direta - Exp. 4

Item	Pacientes CNEP		Pacientes CE		Acurácia (%)	Sens. (%)	Espec. (%)
	T	A	T	A			
1	1 a 9	10 a 11	12 a 29	30, 10 a 11	85,71	100,00	0,00
2	1 a 8	9 a 11	12 a 27	28 a 30, 10 a 11	83,33	100,00	0,00
3	1 a 7	8 a 11	12 a 25	26 a 30, 10 a 11	79,41	100,00	0,00
4	1 a 6	7 a 11	12 a 23	24 a 30, 10 a 11	80,49	100,00	0,00
5	1 a 5	6 a 11	12 a 21	22 a 30, 10 a 11	80,00	100,00	9,09
6	1 a 4	5 a 11	12 a 19	20 a 30, 10 a 11	76,79	100,00	7,14
7	1 a 3	4 a 11	12 a 17	18 a 30, 10 a 11	73,02	100,00	0,00
8	1 a 2	3 a 11	12 a 15	16 a 30, 10 a 11	71,43	100,00	0,00
9	1	2 a 11	12 a 13	14 a 30, 10 a 11	77,27	100,00	0,00

Fonte: Autoria própria (2018)

Figura 50 – Média das previsões - SVM *kernel* Linear - Tempo total

Fonte: (Próprio autor, 2018)

No gráfico da figura 53, a acurácia (taxa de acerto de CE e CNEP) tanto na Coif1 quanto na Db4 apresentaram os melhores resultados que foram de 100% e 99,90%, respectivamente. A extração direta do sinal apresentou o pior resultado com 78,61%

A sensibilidade, relacionada à CE, ou seja, a chance de a SVM classificar uma amostra como verdadeiro positivo (+1) na presença da doença, nos três casos, apresentou resultados de 100%.

A especificidade, relacionada à CNEP, ou seja, a chance de a SVM classificar uma amostra como verdadeiro negativo (-1) na ausência da doença, apresentou resultado de 100% para a Coif1 e Db4. A extração direta do sinal praticamente não conseguiu identificar nenhuma CNEP.

Com isso, no geral, a Coif1 e Db4 apresentaram bons resultados próximos as 100% na acurácia, sensibilidade e especificidade. Mas a Coif1 obteve o melhor desempenho em relação às duas, pois acertou 100% na acurácia, sensibilidade e especificidade. A extração direta do sinal apresentou os piores resultados, pois apesar de ter conseguido identificar 100% (sensibilidade) das CEs, quase não conseguiu identificar as CNEPs (1,80% de especificidade).

Portanto, atesta-se que este *kernel* é adequado para a diferenciação entre CE e CNEP utilizando as famílias Wavelets Coif1 e Db4, baseado na configuração dos vetores de características utilizados.

5.2.2 SVM *kernel* Polinomial

Baseando-se nas tabelas 18, 19 e 20, foram gerados os gráficos da figura 51 que representam as médias do item 1 ao 9 da Acurácia, Sensibilidade e Especificidade de acordo com os vetores de características gerados pela Coif1, Db4 e extração direta. “T” foi a etapa de treinamento e “A” a etapa de avaliação.

Tabela 18 – Resultados das Previsões: SVM *kernel* Polinomial - Wavelet Coif1 - Exp. 3

Item	Pacientes CNEP		Pacientes CE		Acurácia (%)	Sens. (%)	Espec. (%)
	T	A	T	A			
1	1 a 9	10 a 11	12 a 29	30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
2	1 a 8	9 a 11	12 a 27	28 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
3	1 a 7	8 a 11	12 a 25	26 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
4	1 a 6	7 a 11	12 a 23	24 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
5	1 a 5	6 a 11	12 a 21	22 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
6	1 a 4	5 a 11	12 a 19	20 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
7	1 a 3	4 a 11	12 a 17	18 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
8	1 a 2	3 a 11	12 a 15	16 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
9	1	2 a 11	12 a 13	14 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00

Fonte: Autoria própria (2018)

Tabela 19 – Resultados das Previsões: SVM *kernel* Polinomial - Wavelet Db4 - Exp. 3

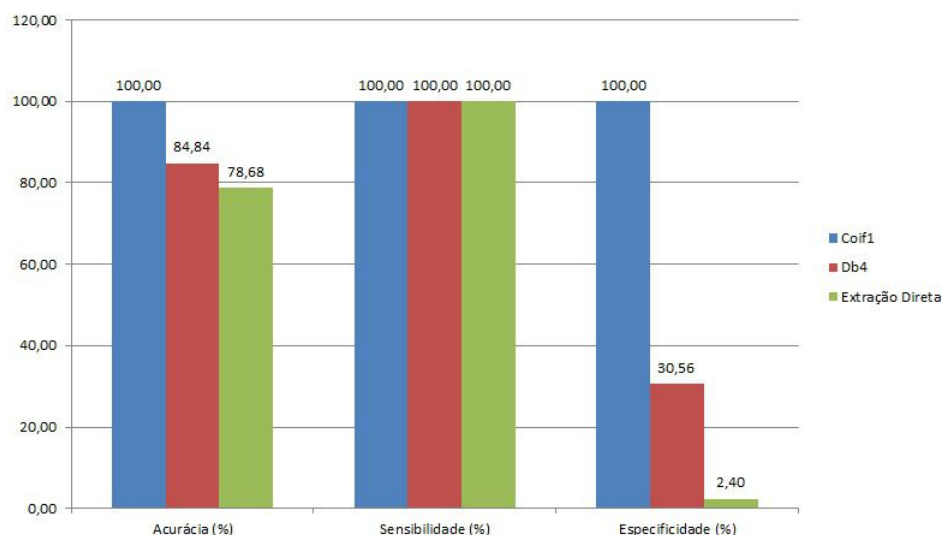
Item	Pacientes CNEP		Pacientes CE		Acurácia (%)	Sens. (%)	Espec. (%)
	T	A	T	A			
1	1 a 9	10 a 11	12 a 29	30, 10 a 11	85,71	100,00	0,00
2	1 a 8	9 a 11	12 a 27	28 a 30, 10 a 11	91,67	100,00	50,00
3	1 a 7	8 a 11	12 a 25	26 a 30, 10 a 11	88,24	100,00	42,86
4	1 a 6	7 a 11	12 a 23	24 a 30, 10 a 11	90,24	100,00	50,00
5	1 a 5	6 a 11	12 a 21	22 a 30, 10 a 11	86,00	100,00	36,36
6	1 a 4	5 a 11	12 a 19	20 a 30, 10 a 11	85,71	100,00	42,86
7	1 a 3	4 a 11	12 a 17	18 a 30, 10 a 11	87,30	100,00	52,94
8	1 a 2	3 a 11	12 a 15	16 a 30, 10 a 11	71,43	100,00	0,00
9	1	2 a 11	12 a 13	14 a 30, 10 a 11	77,27	100,00	0,00

Fonte: Autoria própria (2018)

Tabela 20 – Resultados das Previsões: SVM *kernel* Polinomial - Extração direta - Exp. 4

Item	Pacientes CNEP		Pacientes CE		Acurácia (%)	Sens. (%)	Espec. (%)
	T	A	T	A			
1	1 a 9	10 a 11	12 a 29	30, 10 a 11	85,71	100,00	0,00
2	1 a 8	9 a 11	12 a 27	28 a 30, 10 a 11	83,33	100,00	0,00
3	1 a 7	8 a 11	12 a 25	26 a 30, 10 a 11	79,41	100,00	0,00
4	1 a 6	7 a 11	12 a 23	24 a 30, 10 a 11	82,93	100,00	12,50
5	1 a 5	6 a 11	12 a 21	22 a 30, 10 a 11	80,00	100,00	9,09
6	1 a 4	5 a 11	12 a 19	20 a 30, 10 a 11	75,00	100,00	0,00
7	1 a 3	4 a 11	12 a 17	18 a 30, 10 a 11	73,02	100,00	0,00
8	1 a 2	3 a 11	12 a 15	16 a 30, 10 a 11	71,43	100,00	0,00
9	1	2 a 11	12 a 13	14 a 30, 10 a 11	77,27	100,00	0,00

Fonte: Autoria própria (2018)

Figura 51 – Média das previsões - SVM *kernel* Polinomial - Tempo total

Fonte: (Próprio autor, 2018)

No geral, foi observada que a utilização do *kernel* Polinomial aplicando a Coif1 obteve melhor desempenho com 100% de acurácia. Usando a Db4 e a

extração direta os resultados da acurácia foram significativamente inferiores com uma redução aproximada de 15% a 21%, respectivamente

Logo, atesta-se que este *kernel* é adequado para a diferenciação entre CE e CNEP utilizando apenas a família Wavelet Coif1, baseado na configuração dos vetores de características utilizados.

5.2.3 SVM *kernel* RBF

Baseando-se nas tabelas 21, 22 e 23, foram gerados os gráficos da figura 52 que representam as médias do item 1 ao 9 da Acurácia, Sensibilidade e Especificidade de acordo com os vetores de características gerados pela Coif1, Db4 e extração direta. “T” foi a etapa de treinamento e “A” a etapa de avaliação.

Tabela 21 – Resultados das Previsões: SVM *kernel* RBF - Wavelet Coif1 - Exp. 3

Item	Pacientes CNEP		Pacientes CE		Acurácia (%)	Sens. (%)	Espec. (%)
	T	A	T	A			
1	1 a 9	10 a 11	12 a 29	30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
2	1 a 8	9 a 11	12 a 27	28 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
3	1 a 7	8 a 11	12 a 25	26 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
4	1 a 6	7 a 11	12 a 23	24 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
5	1 a 5	6 a 11	12 a 21	22 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
6	1 a 4	5 a 11	12 a 19	20 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
7	1 a 3	4 a 11	12 a 17	18 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
8	1 a 2	3 a 11	12 a 15	16 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
9	1	2 a 11	12 a 13	14 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00

Fonte: Autoria própria (2018)

Tabela 22 – Resultados das Previsões: SVM *kernel* RBF - Wavelet Db4 - Exp. 3

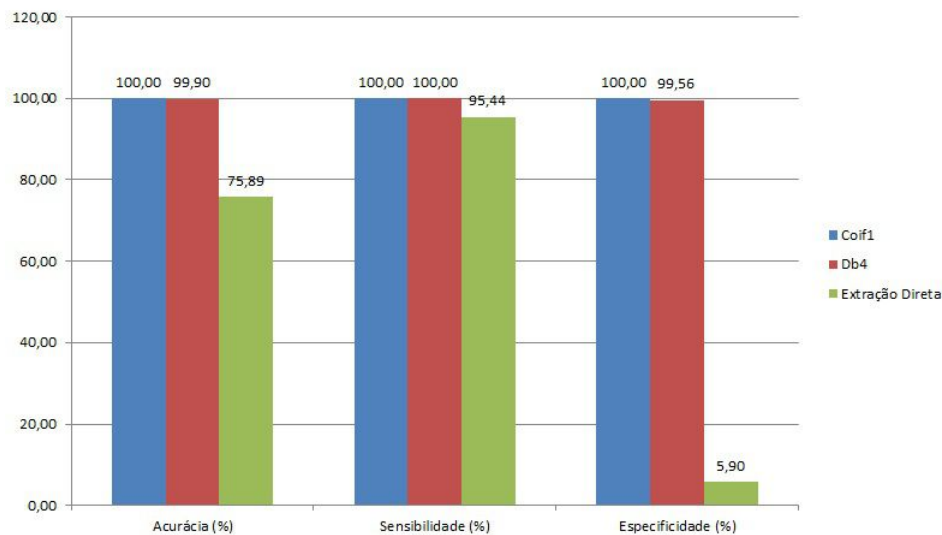
Item	Pacientes CNEP		Pacientes CE		Acurácia (%)	Sens. (%)	Espec. (%)
	T	A	T	A			
1	1 a 9	10 a 11	12 a 29	30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
2	1 a 8	9 a 11	12 a 27	28 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
3	1 a 7	8 a 11	12 a 25	26 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
4	1 a 6	7 a 11	12 a 23	24 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
5	1 a 5	6 a 11	12 a 21	22 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
6	1 a 4	5 a 11	12 a 19	20 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
7	1 a 3	4 a 11	12 a 17	18 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
8	1 a 2	3 a 11	12 a 15	16 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
9	1	2 a 11	12 a 13	14 a 30, 10 a 11	99,09	100,00	96,00

Fonte: Autoria própria (2018)

Tabela 23 – Resultados das Previsões: SVM *kernel* RBF - Extração direta - Exp. 4

Item	Pacientes CNEP		Pacientes CE		Acurácia (%)	Sens. (%)	Espec. (%)
	T	A	T	A			
1	1 a 9	10 a 11	12 a 29	30, 10 a 11	85,71	100,00	0,00
2	1 a 8	9 a 11	12 a 27	28 a 30, 10 a 11	66,67	80,00	0,00
3	1 a 7	8 a 11	12 a 25	26 a 30, 10 a 11	82,35	100,00	14,29
4	1 a 6	7 a 11	12 a 23	24 a 30, 10 a 11	82,93	100,00	12,50
5	1 a 5	6 a 11	12 a 21	22 a 30, 10 a 11	74,00	92,31	9,09
6	1 a 4	5 a 11	12 a 19	20 a 30, 10 a 11	69,64	90,48	7,14
7	1 a 3	4 a 11	12 a 17	18 a 30, 10 a 11	73,02	97,83	5,88
8	1 a 2	3 a 11	12 a 15	16 a 30, 10 a 11	71,43	98,33	4,17
9	1	2 a 11	12 a 13	14 a 30, 10 a 11	77,27	100,00	0,00

Fonte: Autoria própria (2018)

Figura 52 – Média das previsões - SVM *kernel* RBF - Tempo total

Fonte: (Próprio autor, 2018)

No geral, os resultados para a Coif1 e Db4 foram semelhantes aos do *kernel* Linear da subseção 5.2.1, com exceção da extração direta que teve uma pequena redução. O melhor desempenho foi com a utilização da Coif1.

Desse modo, atesta-se que este *kernel* é adequado para a diferenciação entre CE e CNEP utilizando as famílias Wavelets Coif1 e Db4, baseado na configuração dos vetores de características utilizados.

5.2.4 SVM *kernel* Sigmoid

Baseando-se nas tabelas 24, 25 e 26, foram gerados os gráficos da figura 53 que representam as médias do item 1 ao 9 da Acurácia, Sensibilidade e Especificidade de acordo com os vetores de características gerados pela

Coif1, Db4 e extração direta. “T” foi a etapa de treinamento e “A” a etapa de avaliação.

Tabela 24 – Resultados das Previsões: SVM *kernel* Sigmoide - Wavelet Coif1 - Exp. 3

Item	Pacientes CNEP		Pacientes CE		Acurácia (%)	Sens. (%)	Espec. (%)
	T	A	T	A			
1	1 a 9	10 a 11	12 a 29	30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
2	1 a 8	9 a 11	12 a 27	28 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
3	1 a 7	8 a 11	12 a 25	26 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
4	1 a 6	7 a 11	12 a 23	24 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
5	1 a 5	6 a 11	12 a 21	22 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
6	1 a 4	5 a 11	12 a 19	20 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
7	1 a 3	4 a 11	12 a 17	18 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
8	1 a 2	3 a 11	12 a 15	16 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
9	1	2 a 11	12 a 13	14 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00

Fonte: Autoria própria (2018)

Tabela 25 – Resultados das Previsões: SVM *kernel* Sigmoide - Wavelet Db4 - Exp. 3

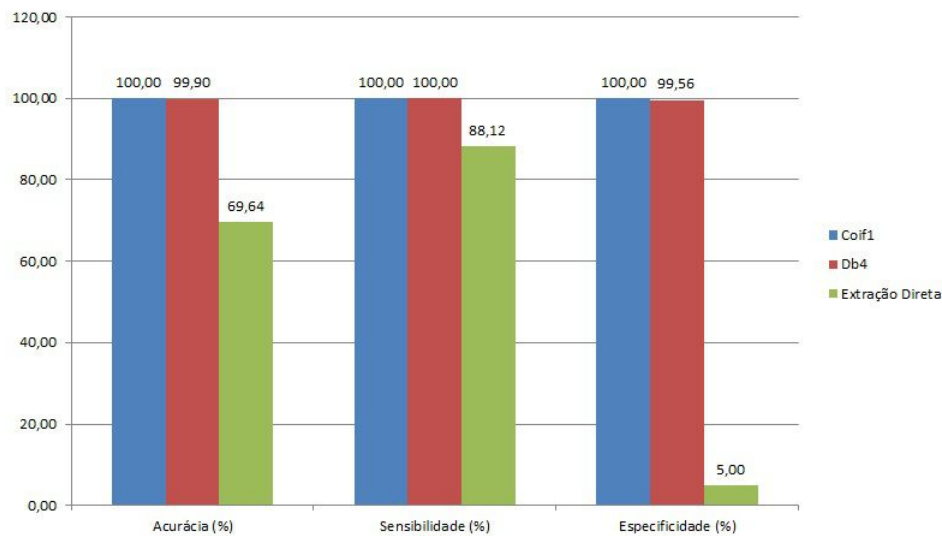
Item	Pacientes CNEP		Pacientes CE		Acurácia (%)	Sens. (%)	Espec. (%)
	T	A	T	A			
1	1 a 9	10 a 11	12 a 29	30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
2	1 a 8	9 a 11	12 a 27	28 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
3	1 a 7	8 a 11	12 a 25	26 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
4	1 a 6	7 a 11	12 a 23	24 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
5	1 a 5	6 a 11	12 a 21	22 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
6	1 a 4	5 a 11	12 a 19	20 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
7	1 a 3	4 a 11	12 a 17	18 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
8	1 a 2	3 a 11	12 a 15	16 a 30, 10 a 11	100,00	100,00	100,00
9	1	2 a 11	12 a 13	14 a 30, 10 a 11	99,09	100,00	96,00

Fonte: Autoria própria (2018)

Tabela 26 – Resultados das Previsões: SVM *kernel* Sigmoide - Extração direta - Exp. 4

Item	Pacientes CNEP		Pacientes CE		Acurácia (%)	Sens. (%)	Espec. (%)
	T	A	T	A			
1	1 a 9	10 a 11	12 a 29	30, 10 a 11	64,29	75,00	0,00
2	1 a 8	9 a 11	12 a 27	28 a 30, 10 a 11	70,83	85,00	0,00
3	1 a 7	8 a 11	12 a 25	26 a 30, 10 a 11	70,59	85,19	14,29
4	1 a 6	7 a 11	12 a 23	24 a 30, 10 a 11	68,29	81,82	12,50
5	1 a 5	6 a 11	12 a 21	22 a 30, 10 a 11	64,00	76,92	18,18
6	1 a 4	5 a 11	12 a 19	20 a 30, 10 a 11	75,00	100,00	0,00
7	1 a 3	4 a 11	12 a 17	18 a 30, 10 a 11	65,08	89,13	0,00
8	1 a 2	3 a 11	12 a 15	16 a 30, 10 a 11	71,43	100,00	0,00
9	1	2 a 11	12 a 13	14 a 30, 10 a 11	77,27	100,00	0,00

Fonte: Autoria própria (2018)

Figura 53 – Média das previsões - SVM *kernel* Sigmoide - Tempo total

Fonte: (Próprio autor, 2018)

No geral, os resultados foram semelhantes aos do *kernel* Linear da subseção 5.2.1 e RBF da subseção 5.2.3. O melhor desempenho foi utilizando a Coif1 com acurácia de 100%.

Assim sendo, atesta-se que este *kernel* é adequado para a diferenciação entre CE e CNEP utilizando as famílias Wavelets Coif1 e Db4, baseado na configuração dos vetores de características utilizados.

5.2.5 Comparação dos resultados - tempo total de cada crise

Para todos os *kernel*, utilizando a família Wavelet Coif1, foram obtidas acurácias no valor de 100%. Pelo fato de ter sido considerado o tempo total de cada crise no treinamento e avaliação (algumas durando mais de 2 minutos), pode ser que o classificador SVM conseguiu obter melhores parâmetros das crises epiléticas e CNEP em relação às janelas de 1 segundo utilizadas nos experimentos 1 e 2.

Os resultados da acurácia da extração direta do sinal para todos os *kernels* ficaram na faixa de 69,64% a 78,68%.

Por consequência, novamente foi observada a eficácia da utilização das famílias Wavelets em relação ao não uso delas (extração direta do sinal) na diferenciação entre CE e CNEP.

Mesmo que os coeficientes das famílias Wavelets sejam sensíveis a mudanças bruscas nos sinais, o número de características resultantes das Wavelets (24) e da extração direta do sinal (4) também pode ter influenciado nestes resultados.

5.3 Validação Cruzada

A subseção 5.3 avalia o desempenho dos classificadores utilizando a validação cruzada pelo método *k-fold*. Posteriormente, as acurácias serão comparadas com os resultados dos experimentos 1 ao 4.

5.3.1 Validação cruzada - janelas de 1 segundo das crises - Exp. 1 e 2

Baseando-se nas tabelas 27 a 30, foi gerada a tabela 31 que compara as médias das acurácias antes e após o uso da validação cruzada pelo método *k-fold*.

Tabela 27 – Validação Cruzada *k-fold* - SVM *kernel* Linear - 1 segundo

k	Acurácia (Coif1)	Acurácia (Db4)	Acurácia (Extração Direta)
10	99,99	99,97	71,38
9	99,98	99,97	71,38
8	99,98	99,97	71,38
7	99,98	99,97	71,38
6	99,97	99,97	71,38
5	99,99	99,97	71,38
4	99,98	99,98	71,38
3	99,98	99,98	71,38
2	99,97	99,95	71,38

Fonte: Autoria própria (2018)

Tabela 28 – Validação Cruzada *k-fold* - SVM *kernel* Polinomial - 1 segundo

k	Acurácia (Coif1)	Acurácia (Db4)	Acurácia (Extração Direta)
10	66,19	74,70	71,38
9	71,79	69,10	71,38
8	71,44	67,25	71,38
7	66,47	72,24	71,38
6	71,85	72,04	71,38
5	71,77	65,93	71,38
4	71,50	71,38	71,38
3	72,59	71,44	71,38
2	71,41	53,92	71,38

Fonte: Autoria própria (2018)

Tabela 29 – Validação Cruzada *k-fold* - SVM *kernel* RBF - 1 segundo

k	Acurácia (Coif1)	Acurácia (Db4)	Acurácia (Extração Direta)
10	98,74	98,87	71,44
9	98,70	98,88	71,43
8	98,73	98,88	71,44
7	98,74	98,89	71,43
6	98,74	98,85	71,42
5	98,76	98,85	71,42
4	98,77	98,90	71,44
3	98,72	98,86	71,44
2	98,66	98,89	71,42

Fonte: Autoria própria (2018)

Tabela 30 – Validação Cruzada *k-fold* - SVM *kernel* Sigmoide - 1 segundo

k	Acurácia (Coif1)	Acurácia (Db4)	Acurácia (Extração Direta)
10	98,73	98,74	71,38
9	98,73	98,74	71,38
8	98,70	98,70	71,38
7	98,75	98,74	71,38
6	98,72	98,78	71,38
5	98,76	98,80	71,38
4	98,74	98,81	71,38
3	98,69	98,80	71,38
2	98,70	98,82	71,38

Fonte: Autoria própria (2018)

Tabela 31 – Comparação das acurácias - Experimentos 1, 2 e Validação Cruzada *k-fold* - 1 segundo

Formação dos Vetores	L	L - VC	P	P - VC	R	R - VC	S	S - VC
Coif1	100,00	99,98	62,14	70,56	99,69	98,73	99,72	98,72
Db4	100,00	99,97	62,07	68,67	99,74	98,87	99,67	98,77
Extração direta	61,94	71,38	61,95	71,38	61,85	71,43	61,89	71,38

Fonte: Autoria própria (2018)

Nota: Linear (L), Polinomial (P), RBF (R), Sigmoide (S) e Validação Cruzada (VC)

Comparando-se as médias das acurácias antes e depois da utilização da validação cruzada, nota-se que os valores são relativamente próximos, não ultrapassando a 10,5% de diferença. Algumas dessas diferenças existentes ocorrem pelo fato das amostras de treinamento e avaliação não serem exatamente as mesmas para as duas situações. De qualquer forma, os valores obtidos nos experimentos 1 e 2 são válidos.

5.3.2 Validação cruzada - tempo total de cada crise - Exp. 3 e 4

Baseando-se nas tabelas 32 a 35, foi gerada a tabela 36 que compara as médias das acurácias antes e após o uso da validação cruzada pelo método *k-fold*.

Tabela 32 – Validação Cruzada *k-fold* - SVM *kernel* Linear - tempo total

k	Acurácia (Coif1)	Acurácia (Db4)	Acurácia (Extração Direta)
10	100	98,74	73,58
9	100	98,74	74,21
8	100	98,74	74,21
7	100	98,74	74,84
6	100	98,74	74,84
5	100	98,74	73,58
4	100	98,74	73,58
3	100	98,74	74,21
2	100	98,74	73,58

Fonte: Autoria própria (2018)

Tabela 33 – Validação Cruzada *k-fold* - SVM *kernel* Polinomial - tempo total

k	Acurácia (Coif1)	Acurácia (Db4)	Acurácia (Extração Direta)
10	100	84,28	74,21
9	100	78,62	74,21
8	100	80,50	75,47
7	100	76,10	75,47
6	100	80,50	74,21
5	100	82,39	74,84
4	100	77,99	75,47
3	100	83,65	74,84
2	100	83,65	73,58

Fonte: Autoria própria (2018)

Tabela 34 – Validação Cruzada *k-fold* - SVM *kernel* RBF - tempo total

k	Acurácia (Coif1)	Acurácia (Db4)	Acurácia (Extração Direta)
10	100	98,74	76,10
9	100	98,74	76,73
8	100	98,74	77,36
7	100	98,74	76,73
6	100	98,74	75,47
5	100	98,74	75,47
4	100	98,74	76,73
3	100	98,74	75,47
2	100	98,74	76,10

Fonte: Autoria própria (2018)

Tabela 35 – Validação Cruzada k -fold - SVM *kernel* Sigmoide - tempo total

k	Acurácia (Coif1)	Acurácia (Db4)	Acurácia (Extração Direta)
10	100	98,74	73,58
9	100	98,74	71,70
8	100	98,74	71,70
7	100	98,74	72,96
6	100	98,74	71,70
5	100	98,74	72,33
4	100	98,74	74,21
3	100	98,74	72,96
2	100	98,74	74,21

Fonte: Autoria própria (2018)

Tabela 36 – Comparação das acurácias - Experimentos 3, 4 e Validação Cruzada k -fold - tempo total

Formação dos Vetores	L	L - VC	P	P - VC	R	R - VC	S	S - VC
Coif1	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00
Db4	99,90	98,74	84,84	80,85	99,90	98,74	99,90	98,74
Extração direta	78,61	74,07	78,68	74,70	75,89	76,24	69,64	72,82

Fonte: Autoria própria (2018)

Nota: Linear (L), Polinomial (P), RBF (R), Sigmoide (S) e Validação Cruzada (VC)

Comparando-se as médias das acurácias antes e depois da utilização da validação cruzada, nota-se que os valores são relativamente próximos, não ultrapassando a 5% de diferença. Algumas dessas diferenças existentes ocorrem pelo fato das amostras de treinamento e avaliação não serem exatamente as mesmas para as duas situações. De qualquer forma, os valores obtidos nos experimentos 3 e 4 são válidos.

5.4 Comparação dos resultados com outros trabalhos

A tabela 37 apresenta os melhores resultados deste trabalho em comparação a outros trabalhos relacionados.

Tabela 37 – Comparação da abordagem proposta - melhores resultados

Algoritmo de Classificação		Acurácia (%)	Sens (%)	Esp (%)	Nº Amostras	
					CE	CNEP
Proposta (tempo total)	SVM-Sigmoide (EEG)	100,00	100,00	100,00	117	42
Proposta (1 s)	SVM-Linear (EEG)	100,00	100,00	100,00	6778	2717
Pippa et al. (2016)	Rede Bayesiana (EEG)	96,00	96,00	100,00	123	19
Ahmadi et al. (2018)	SVM-RBF + ICA (EEG)	95,03	-	-	20	20
Kusmakar et al. (2015)	SVM-RBF (Acelerômetro)	88,57	93,33	85	15	19

Fonte: Autoria própria (2018)

Apesar de não haver uma padronização em diversos aspectos no preparo e realização das pesquisas, como o número de amostras durante a fase de treinamento e teste dos classificadores, a formação dos vetores de características e a utilização de algoritmos distintos, descritos no capítulo 3, os resultados desta pesquisa se mostraram próximos e satisfatórios comparados aos outros trabalhos.

6 Conclusões e Trabalhos Futuros

Este capítulo apresenta as conclusões desta pesquisa e indica algumas sugestões de trabalhos futuros.

6.1 Conclusões

O presente trabalho, inicialmente, abordou os conceitos básicos sobre Crises Epilépticas (CE) e Crises Não Epilépticas Psicogênicas (CNEP). Posteriormente, como objetivo principal deste trabalho, foi abordado o estudo e aplicação da Transformada Wavelet Discreta (DWT) em conjunto com o classificador do tipo Máquina de Vetores de Suporte (SVM) na diferenciação entre esses dois tipos de crises.

Vetores de Características foram gerados pela Transformada Wavelet (famílias Coiflet 1 e Daubechies 4) e da extração direta do sinal (sem a utilização da transformada). Para avaliar o desempenho do classificador SVM, foram variados os tipos de *kernel* (Linear, Polinomial, RBF e Sigmoides) e, a partir dos vetores de características, surgiram conjuntos de treinamento e avaliação. Além disso, foram considerados dois tipos de tempo de amostras: janelas de 1 segundo das crises e o tempo total de cada crise.

Como resultado das janelas de 1 segundo, utilizando a família Wavelet Coiflet 1 (experimentos 1), constatou-se que classificador foi capaz de atingir as seguintes taxas de acerto (acurácia): 100% utilizando o *kernel* Linear, 99,72% para o *kernel* Sigmoides, 99,69% para o *kernel* RBF e 62,14% para o *kernel* Polinomial. Em seguida, com a família Wavelet Daubechies 4 (experimentos 1), as médias de acurácia foram: 100% (*kernel* Linear), 99,74% (*kernel* RBF), 99,67% (*kernel* Sigmoides) e 62,07% (*kernel* Polinomial). Por último, na extração direta do sinal (experimento 2), as médias de acurácia ficaram em torno de 61,90% para todos os *kernel*.

Como resultado do tempo total de cada crise, constatou-se que clas-

sificador foi capaz de atingir 100% nas taxas de acerto (acurácia) para todos os *kernel* utilizando a família Wavelet Coiflet 1 (experimento 3). Em seguida, com a família Wavelet Daubechies 4 (experimento 3), as médias de acurácias foram: 99,90% (*kernels* Linear, RBF e Sigmoides) e 84,84% (*kernel* Polinomial). Por último, na extração direta do sinal (experimento 4), as médias de acurácia ficaram na faixa aproximada de 69% a 79% considerando todos os *kernel*.

Baseado nos resultados obtidos foi possível concluir que, em janelas de 1 segundo, o classificador SVM é eficiente na diferenciação entre CE e CNEP, apresentando uma média de taxa de acerto (acurácia) de 100% (*kernel* Linear) utilizando a família Wavelet Coiflet 1 e Daubechies 4. Em relação ao tempo total de cada crise, para todos os *kernel*, a média da taxa de acerto foi de 100% utilizando a família Wavelet Coiflet 1.

Da mesma forma, também foi possível comprovar a vantagem da utilização da Transformada Wavelet Discreta (DWT) no processamento do sinal EEG em casos de crises epiléticas e CNEP. A transformação do sinal de EEG do domínio do tempo para o domínio da frequência, por esta transformada, implicou em um aumento da média da taxa de acerto próximo a 21%.

Além disso, foi observada que a construção dos vetores de características para serem utilizados nos classificadores podem influenciar significativamente nos resultados finais.

6.2 Sugestões para trabalhos futuros

A seguir são listadas algumas sugestões para pesquisas futuras:

- Avaliar o desempenho do classificador SVM utilizando menos canais do EEG, pois esta redução reduziria o tempo de processamento dos dados;
- Avaliar o desempenho do classificador SVM utilizando o canal de

Eletrocardiograma (ECG) normalmente disponíveis nos aparelhos de eletroencefalografia;

- Utilizar o classificador Redes Neurais Artificiais (RNA) e comparar os resultados com o classificador SVM;
- Utilizar sistemas embarcados para fazer esta análise em tempo real;
- Avaliar o desempenho do classificador SVM utilizando o método de validação cruzada juntamente com o *kernel* RBF e variar seu parâmetro de margem C (ou custo) e o parâmetro γ que controla o raio deste *kernel*;
- Avaliar o desempenho do classificador SVM utilizando sinais de acelerômetros nos braços durante as crises epiléticas e CNEP.

Referências

- ADELI, H.; ZHOU, Z.; DADMEHR, N. Analysis of eeg records in an epileptic patient using wavelet transform. *Journal of neuroscience methods*, Elsevier, v. 123, n. 1, p. 69–87, 2003. Citado 2 vezes nas páginas 33 e 60.
- AHMADI, N. et al. Finding predictive eeg complexity features for classification of epileptic and psychogenic nonepileptic seizures using imperialist competitive algorithm. In: IEEE. *2018 IEEE 31st International Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS)*. [S.l.], 2018. Citado 2 vezes nas páginas 66 e 105.
- BAJAJ, V.; PACHORI, R. B. Epileptic seizure detection based on the instantaneous area of analytic intrinsic mode functions of eeg signals. *Biomedical Engineering Letters*, Springer, v. 3, n. 1, p. 17–21, 2013. Citado 2 vezes nas páginas 20 e 21.
- BRASIL. Ministério da Saúde. *Protocolo Clínico e Diretrizes Terapêuticas da Epilepsia. Portaria Nº 1.319, de 25 de Novembro de 2013*. Brasília, DF, 2013. Citado 2 vezes nas páginas 21 e 27.
- CHAGAS, S. L. d. *Classificação de sinais de eletroencefalograma usando máquinas de vetores suporte*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Presbiteriana Mackenzie, 2009. Citado na página 61.
- CHANG, C.-C.; LIN, C.-J. LIBSVM: A library for support vector machines. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, v. 2, p. 27:1–27:27, 2011. Software available at <<http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>>. Citado 4 vezes nas páginas 78, 79, 82 e 84.
- CORTES, C.; VAPNIK, V. Support-vector networks. *Machine learning*, Springer, v. 20, n. 3, p. 273–297, 1995. Citado 5 vezes nas páginas 47, 48, 51, 54 e 57.
- COSTA, C. d. *Processamento de sinais para engenheiros. Teoria e Prática*. 1. ed. Rio de Janeiro: Bonecker, 2017. Citado 6 vezes nas páginas 37, 38, 40, 41, 43 e 44.
- DICKINSON, P.; LOOPER, K. J. Psychogenic nonepileptic seizures: a current overview. *Epilepsia*, Wiley Online Library, v. 53, n. 10, p. 1679–1689, 2012. Citado na página 27.

- EPSTEIN, C. American clinical neurophysiology society guideline 5: Guidelines for standard electrode position nomenclature. *J. Clin. Neurophysiol.*, v. 23, n. 2, p. 107–110, 2006. Citado na página 32.
- EUROPEAN DATA FORMAT. *European Data Format*. 2017. Disponível em: <<https://www.edfplus.info/>>. Acesso em: 17 set. 2017. Citado na página 72.
- FISHER, R. S. et al. A practical clinical definition of epilepsy. *Epilepsia*, v. 55, n. 4, p. 475–482, 2014. Citado 2 vezes nas páginas 23 e 24.
- GARCÍA-NIETO, J. et al. Sensitivity and specificity based multiobjective approach for feature selection: Application to cancer diagnosis. *Information Processing Letters*, Elsevier, v. 109, n. 16, p. 887–896, 2009. Citado na página 28.
- GUYTON, A. C.; HALL, J. E. *Tratado de Fisiologia Médica*. 12. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2011. Citado 2 vezes nas páginas 33 e 34.
- HAYKIN, S. *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. 2nd. ed. Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice Hall PTR, 1998. Citado 3 vezes nas páginas 47, 51 e 54.
- HSU, H. P. *Signals and Systems*. 2. ed. New York: McGraw-Hill Education, 2011. Citado na página 37.
- IPQ-HCFMUSP. *Unidade de Videoeletroencefalografia*. 2018. Disponível em: <http://www.ipqhc.org.br/pag_detalhe.php?categ=Hospital%20&id=321>. Acesso em: jun. 2018. Citado na página 69.
- KANDA, P. A. M. *Análise de wavelets com máquina de vetor de suporte no eletrencefalograma da doença de Alzheimer*. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2012. Citado na página 61.
- KIRSCHSTEIN, T.; KÖHLING, R. What is the source of the eeg? *Clinical EEG and neuroscience*, SAGE Publications Sage CA: Los Angeles, CA, v. 40, n. 3, p. 146–149, 2009. Citado na página 29.
- KOWALCZYK, A. *Support Vector Machine Succinctly*. 1. ed. Morrisville: Syncfusion, 2017. Citado 2 vezes nas páginas 47 e 48.
- KURCGANT, D. *Uma visão histórico-crítica do conceito de crise não-epiléptica psicogênica*. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2010. Citado na página 26.

KURCGANT, D.; AYRES, J. R. de C. M. Crise não epiléptica psicogênica: história e crítica de um conceito. *História, Ciências, Saúde-Manguinhos*, Fundação Oswaldo Cruz, v. 18, n. 3, 2011. Citado 2 vezes nas páginas 24 e 25.

KUSMAKAR, S. et al. Classification of convulsive psychogenic non-epileptic seizures using muscle transforms obtained from accelerometry signal. In: IEEE. *Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2015 37th Annual International Conference of the IEEE*. [S.l.], 2015. p. 582–585. Citado 2 vezes nas páginas 64 e 105.

KWAN, P. et al. Definition of drug resistant epilepsy: consensus proposal by the ad hoc task force of the ilae commission on therapeutic strategies. *Epilepsia*, Wiley Online Library, v. 51, n. 6, p. 1069–1077, 2010. Citado na página 20.

LCA-IFSP. *Laboratório de Controle Aplicado. Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de São Paulo - campus São Paulo*. 2018. Disponível em: <<https://spo.ifsp.edu.br/lca>>. Acesso em: jun. 2018. Citado na página 68.

MACEDO, D. D. R. R. Análise espectral de eletroencefalografia para registros patológicos. *Horizonte Científico*, v. 5, n. 1, 2011. Citado na página 37.

MARETTO, D. A. et al. *Aplicação de máquinas de vetores de suporte para desenvolvimento de modelos de classificação e calibração multivariada em espectroscopia no infravermelho*. Tese (Doutorado) — Universidade Estadual de Campinas, 2011. Citado 7 vezes nas páginas 51, 52, 54, 55, 57, 58 e 59.

MATLAB. *edfRead*. 2010. Disponível em: <<https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/31900-edfread?requestedDomain=www.mathworks.com>>. Acesso em: 17 set. 2017. Citado na página 74.

MATLAB. *Versão 7.10.0.499 (R2010a)*. Natick, Massachusetts: The MathWorks Inc., 2010. Citado 6 vezes nas páginas 74, 75, 76, 77, 79 e 82.

NEGRI, A. P. R.; MEDEIROS, D. d. S. de. Identificação de crises epiléticas baseada em sinais de eletroencefalograma utilizando a transformada wavelet. *V Simpósio de Processamento de Sinais da UNICAMP*, v. 1, 2014. Citado 4 vezes nas páginas 45, 46, 60 e 75.

- OLIVEIRA, G. N. M. de et al. Crises não-epilépticas: clínica e terapêutica. *J Bras Psiquiatr*, SciELO Brasil, v. 57, n. 1, p. 52–56, 2008. Citado 2 vezes nas páginas 20 e 21.
- OLIVEIRA, H. M. aes de. *Análise de Fourier e Wavelets: Sinais Estacionários e Não Estacionários*. 1. ed. Recife: UFPE, 2007. Citado 4 vezes nas páginas 37, 38, 40 e 41.
- OROSCO, L. et al. Patient non-specific algorithm for seizures detection in scalp eeg. *Computers in biology and medicine*, Elsevier, v. 71, p. 128–134, 2016. Citado na página 21.
- PARREIRA, F. J. *Deteção de crises epilépticas a partir de sinais eletroencefalográficos*. Tese (Doutorado) — Universidade Federal de Uberlândia, 2006. Citado 4 vezes nas páginas 35, 62, 73 e 75.
- PIPPA, E. et al. Improving classification of epileptic and non-epileptic eeg events by feature selection. *Neurocomputing*, Elsevier, v. 171, p. 576–585, 2016. Citado 3 vezes nas páginas 25, 65 e 105.
- RODRIGUEZ, J. D.; PEREZ, A.; LOZANO, J. A. Sensitivity analysis of k-fold cross validation in prediction error estimation. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, IEEE, v. 32, n. 3, p. 569–575, 2010. Citado na página 84.
- ROSADO, A.; ROSA, A. C. Automatic detection of epileptiform discharges in the eeg. *arXiv preprint arXiv:1605.06708*, 2016. Citado 2 vezes nas páginas 20 e 62.
- SANCHEZ, F. L. *Análise cepstral baseada em diferentes famílias transformada wavelet*. Dissertação (Mestrado) — Universidade de São Paulo, 2008. Citado 2 vezes nas páginas 45 e 46.
- SATAPATHY, S. K.; JAGADEV, A. K.; DEHURI, S. An empirical analysis of different machine learning techniques for classification of eeg signal to detect epileptic seizure. *Informatica*, v. 41, n. 1, 2017. Citado na página 63.
- SCHOMER, D. L.; SILVA, F. L. D. *Niedermeyer's electroencephalography: basic principles, clinical applications, and related fields*. 7. ed. New York: Oxford University Press, 2018. Citado na página 35.
- SEECK, M. et al. The standardized eeg electrode array of the ifcn. *Clinical Neurophysiology*, Elsevier, v. 128, n. 10, p. 2070–2077, 2017. Citado na página 29.

TORELLO, G. *Aspectos Psiquiátricos das Epilepsias*. 2004. Disponível em: <<http://www.polbr.med.br/ano04/art1104ab.php>>. Acesso em: mar. 2018. Citado na página 35.

APÊNDICE A – MATLAB: leitura do arquivo do tipo EDF

```
%% Parte 1 - Faz a leitura das linhas (canais) 1 a 18 do arquivo .edf (EEG)
% no MATLAB

clear all
close all
clc

[hdr, record] = edfread('nome_arquivo.edf','targetSignals',1:18);
```

APÊNDICE B – MATLAB: processamento do EEG e Vetores de Características - janelas de 1 segundo das crises - Experimentos 1 e 2

```

%% Parte 2 - Processamento do EEG e geração dos vetores de características
%
% Decomposição em 5 níveis do EEG utilizando as famílias Daubechies 4
% (db4), Coiflet 1 (coif1) e extração direta do sinal
%
% Tempo de 1 segundo (200 amostras por segundo) - Experimentos 1 e 2
%
tic; % inicia a contagem do tempo do processamento do script

clear all
close all
clc

%% carrega o sinal de EEG com a crise
A = load ('nome_arquivo.mat');
A = A.nome_arquivo;

%% calcula o comprimento do sinal (quantidade de colunas) para ser
% utilizado no laço de repetição FOR
N = length(A)/200;

% pré-alocação dos vetores de características (processamento mais rápido)
vc_db = zeros(N,24);
vc_coif = zeros(N,24);
vc_sinal = zeros(N,4);

%%
for i = 1:N
% faz a varredura do sinal a cada 200 amostras (1 segundo)
A_trechos = A(:,(i-1)*200+1:i*200);

%% transforma a matriz EEG em um vetor linha

```

```
A_t = transpose(A_trechos);
B = reshape(A_t,1,[]);

%% cria os coeficientes cA5, cD5, cD4, cD3, cD2 e cD1 em C1 dos 5 níveis de
% decomposição e, nesta ordem, indica o comprimento de cada um deles em L1
% Família "db4"
[C1,L1] = wavedec(B,5,'db4');

% extrai o coeficiente de aproximação cA5 de C
cA5_db = appcoef(C1,L1,'db4',5);

% extrai os coeficientes de detalhe cD5, cD4, cD3, cD2 e cD1 de C
cD5_db = detcoef(C1, L1, 5);
cD4_db = detcoef(C1, L1, 4);
cD3_db = detcoef(C1, L1, 3);
cD2_db = detcoef(C1, L1, 2);
cD1_db = detcoef(C1, L1, 1);

%% cria os coeficientes cA5, cD5, cD4, cD3, cD2 e cD1 em C2 dos 5 níveis de
% decomposição e, nesta ordem, indica o comprimento de cada um deles em L2
% Família "coif1"
[C2,L2] = wavedec(B,5,'coif1');

% extrai o coeficiente de aproximação cA5 de C
cA5_coif = appcoef(C2,L2,'coif1',5);

% extrai os coeficientes de detalhe cD5, cD4, cD3, cD2 e cD1 de C
cD5_coif = detcoef(C2, L2, 5);
cD4_coif = detcoef(C2, L2, 4);
cD3_coif = detcoef(C2, L2, 3);
cD2_coif = detcoef(C2, L2, 2);
cD1_coif = detcoef(C2, L2, 1);

%% Vetor de Características - Família "db4"
% calcula a média, desvio padrão, valor máximo e valor mínimo para cada um
% dos 6 coeficientes gerados e cria o vetor de características
% para o treinamento e teste no SVM (24 características)

vc_db(i,:) = [mean(cA5_db) mean(cD5_db) mean(cD4_db) mean(cD3_db) ...
mean(cD2_db) mean(cD1_db) std(cA5_db) std(cD5_db) std(cD4_db) ...
std(cD3_db) std(cD2_db) std(cD1_db) max(cA5_db) max(cD5_db) max(cD4_db) ...
max(cD3_db) max(cD2_db) max(cD1_db) min(cA5_db) min(cD5_db) min(cD4_db) ...
```

```
min(cD3_db) min(cD2_db) min(cD1_db)];

%% Vetor de Características - Família "coif1"
% calcula a média, desvio padrão, valor máximo e valor mínimo para cada um
% dos 6 coeficientes gerados e cria o vetor de características
% para o treinamento e teste no SVM (24 características)

vc_coif(i,:) = [mean(cA5_coif) mean(cD5_coif) mean(cD4_coif) mean(cD3_coif) ...
mean(cD2_coif) mean(cD1_coif) std(cA5_coif) std(cD5_coif) std(cD4_coif) ...
std(cD3_coif) std(cD2_coif) std(cD1_coif) max(cA5_coif) max(cD5_coif) ...
max(cD4_coif) max(cD3_coif) max(cD2_coif) max(cD1_coif) min(cA5_coif) ...
min(cD5_coif) min(cD4_coif) min(cD3_coif) min(cD2_coif) min(cD1_coif)];

%% Vetor de Características - Extração direta do sinal
% calcula a média, desvio padrão, valor máximo, valor mínimo e energia
% da extração direta do sinal e cria o vetor de características
% para o treinamento e teste no SVM (5 características)

vc_sinal(i,:) = [mean(B(:)) std(B(:)) max(B(:)) min(B(:))];

end
toc; % finaliza a contagem do tempo do processamento do script
```

APÊNDICE C – MATLAB: processamento do EEG e Vetores de Características - tempo total de cada crise - Experimentos 3 e 4

```

%% Parte 2 - Processamento do EEG e geração dos vetores de características
%
% Decomposição em 5 níveis do EEG utilizando as famílias
% Daubechies 4 (db4), Coiflet 1 (coif1) e extração direta do sinal
%
% Tempo da crise total - Experimentos 3 e 4
%
tic; % inicia a contagem do tempo do processamento do script

clear all
close all
clc

%% carrega o sinal de EEG com a crise
A = load ('a1.mat');
A = A.a1;

%% transforma a matriz EEG em um vetor linha
A_t = transpose(A);
B = reshape(A_t,1,[]);

%% cria os coeficientes cA5, cD5, cD4, cD3, cD2 e cD1 em C dos 5 níveis de
% decomposição e, nesta ordem, indica o comprimento de cada um deles em L
% Família "db4"
[C1,L1] = wavedec(B,5,'db4');

% extrai o coeficiente de aproximação cA5 de C
cA5_db = appcoef(C1,L1,'db4',5);

% extrai os coeficientes de detalhe cD5, cD4, cD3, cD2 e cD1 de C
cD5_db = detcoef(C1, L1, 5);
cD4_db = detcoef(C1, L1, 4);

```



```

cD3_db = detcoef(C1, L1, 3);
cD2_db = detcoef(C1, L1, 2);
cD1_db = detcoef(C1, L1, 1);

%% cria os coeficientes cA5, cD5, cD4, cD3, cD2 e cD1 em C dos 5 níveis de
% decomposição e, nesta ordem, indica o comprimento de cada um deles em L
% Família "coif1"
[C2,L2] = wavedec(B,5,'coif1');

% extrai o coeficiente de aproximação cA5 de C
cA5_coif = appcoef(C2,L2,'coif1',5);

% extrai os coeficientes de detalhe cD5, cD4, cD3, cD2 e cD1 de C
cD5_coif = detcoef(C2, L2, 5);
cD4_coif = detcoef(C2, L2, 4);
cD3_coif = detcoef(C2, L2, 3);
cD2_coif = detcoef(C2, L2, 2);
cD1_coif = detcoef(C2, L2, 1);

%% Vetor de Características - Família "db4"
% calcula a média, desvio padrão, valor máximo e valor mínimo
% para cada um dos 6 coeficientes gerados e cria o vetor de características
% para o treinamento e teste no SVM (24 características)

vc_db = [mean(cA5_db) mean(cD5_db) mean(cD4_db) mean(cD3_db) ...
mean(cD2_db) mean(cD1_db) std(cA5_db) std(cD5_db) std(cD4_db) ...
std(cD3_db) std(cD2_db) std(cD1_db) max(cA5_db) max(cD5_db) max(cD4_db) ...
max(cD3_db) max(cD2_db) max(cD1_db) min(cA5_db) min(cD5_db) min(cD4_db) ...
min(cD3_db) min(cD2_db) min(cD1_db)];

%% Vetor de Características - Família "coif1"
% calcula a média, desvio padrão, valor máximo e valor mínimo
% para cada um dos 6 coeficientes gerados e cria o vetor de características
% para o treinamento e teste no SVM (24 características)

vc_coif = [mean(cA5_coif) mean(cD5_coif) mean(cD4_coif) mean(cD3_coif) ...
mean(cD2_coif) mean(cD1_coif) std(cA5_coif) std(cD5_coif) std(cD4_coif) ...
std(cD3_coif) std(cD2_coif) std(cD1_coif) max(cA5_coif) max(cD5_coif) ...
max(cD4_coif) max(cD3_coif) max(cD2_coif) max(cD1_coif) min(cA5_coif) ...
min(cD5_coif) min(cD4_coif) min(cD3_coif) min(cD2_coif) min(cD1_coif)];

%% Vetor de Características - Extração direta do sinal

```

```
% calcula a média, desvio padrão, valor máximo, valor mínimo e energia  
% da extração direta do sinal e cria o vetor de características  
% para o treinamento e teste no SVM (5 características)
```

```
vc_sinal = [mean(B(:)) std(B(:)) max(B(:)) min(B(:))];
```

```
toc; % finaliza a contagem do tempo do processamento do script
```

APÊNDICE D – MATLAB: Normalização dos Vetores de Características e utilização do classificador SVM - janelas de 1 segundo das crises - Experimentos 1 e 2

```

%% Parte 3 - Normalização (escalonamento) dos vetores de características e
% utilização da Máquina de Vetores de Suporte (SVM) através do pacote LibSVM
% Experimentos 1 e 2

tic; % inicia a contagem do tempo do processamento do script
clear all
close all
clc

%% carrega o vetor de características e as classes referente a cada linha
load vc_sinal_ce; % carrega os dados de CE
load vc_sinal_ce_label; % carrega as classes dos dados de CE
load vc_sinal_cnep; % carrega os dados de CNEP
load vc_sinal_cnep_label; % carrega as classes dos dados de CNEP

v = vc_sinal_ce(:,1:4);
vc_n_ce_label = vc_sinal_ce_label;
w = vc_sinal_cnep(:,1:4);
vc_n_cnep_label = vc_sinal_cnep_label;

%% faz a normalização (escalonamento) dos vetores de características de
% crises epilêpticas (ce) no intervalo entre [-1 e 1]

a = max (v(:));
b = min (v(:));

vx = 2* v / (a-b);

c = min (vx(:));

```

```
vc_n_ce = vx - (c + 1); % vetor normalizado de treinamento

%% faz a normalização (escalonamento) dos vetores de características de
% crises não epilêpticas psicogênicas (cnep) no intervalo entre [-1 e 1]

c = max (w(:));
d = min (w(:));

wx = 2* w / (c-d);

d = min (wx(:));

vc_n_cnep = wx - (d + 1); % vetor normalizado de avaliação

%% seleciona um dos Itens para treinamento e avaliação
sel_caso = 9;

switch(sel_caso)

% faz a leitura dos dados de treinamento e avaliação (Item 1)
% Treinamento CE: pacientes 12 a 29, Avaliação CE: pacientes 30, 10 a 11
% Treinamento CNEP: pacientes 1 a 9, Avaliação CNEP: pacientes 10 a 11

    case 1
train_data = [vc_n_ce(1:6104,:);vc_n_cnep(1:2111,:)];
train_label = [vc_n_ce_label(1:6104,:);vc_n_cnep_label(1:2111,:)];
test_data = [vc_n_ce(6105:6778,:);vc_n_cnep(2112:2717,:)];
test_label = [vc_n_ce_label(6105:6778,:);vc_n_cnep_label(2112:2717,:)];

% faz a leitura dos dados de treinamento e avaliação (Item 2)
% Treinamento CE: pacientes 12 a 27, Avaliação CE: pacientes 28 a 30, 10 a
% 11
% Treinamento CNEP: pacientes 1 a 8, Avaliação CNEP: pacientes 9 a 11

    case 2
train_data = [vc_n_ce(1:5783,:);vc_n_cnep(1:2058,:)];
train_label = [vc_n_ce_label(1:5783,:);vc_n_cnep_label(1:2058,:)];
test_data = [vc_n_ce(5784:6778,:);vc_n_cnep(2059:2717,:)];
test_label = [vc_n_ce_label(5784:6778,:);vc_n_cnep_label(2059:2717,:)];

% faz a leitura dos dados de treinamento e avaliação (Item 3)
% Treinamento CE: pacientes 12 a 25, Avaliação CE: pacientes 26 a 30, 10 a
```

```
% 11
```

```
% Treinamento CNEP: pacientes 1 a 7, Avaliação CNEP: pacientes 8 a 11
```

```
case 3
```

```
train_data = [vc_n_ce(1:5483,:);vc_n_cnep(1:2004,:)];
```

```
train_label = [vc_n_ce_label(1:5483,:);vc_n_cnep_label(1:2004,:)];
```

```
test_data = [vc_n_ce(5484:6778,:);vc_n_cnep(2005:2717,:)];
```

```
test_label = [vc_n_ce_label(5484:6778,:);vc_n_cnep_label(2005:2717,:)];
```

```
% faz a leitura dos dados de treinamento e avaliação (Item 4)
```

```
% Treinamento CE: pacientes 12 a 23, Avaliação CE: pacientes 24 a 30, 10 a
```

```
% 11
```

```
% Treinamento CNEP: pacientes 1 a 6, Avaliação CNEP: pacientes 7 a 11
```

```
case 4
```

```
train_data = [vc_n_ce(1:5423,:);vc_n_cnep(1:1919,:)];
```

```
train_label = [vc_n_ce_label(1:5423,:);vc_n_cnep_label(1:1919,:)];
```

```
test_data = [vc_n_ce(5424:6778,:);vc_n_cnep(1920:2717,:)];
```

```
test_label = [vc_n_ce_label(5424:6778,:);vc_n_cnep_label(1920:2717,:)];
```

```
% faz a leitura dos dados de treinamento e avaliação (Item 5)
```

```
% Treinamento CE: pacientes 12 a 21, Avaliação CE: pacientes 22 a 30, 10 a
```

```
% 11
```

```
% Treinamento CNEP: pacientes 1 a 5, Avaliação CNEP: pacientes 6 a 11
```

```
case 5
```

```
train_data = [vc_n_ce(1:4868,:);vc_n_cnep(1:1819,:)];
```

```
train_label = [vc_n_ce_label(1:4868,:);vc_n_cnep_label(1:1819,:)];
```

```
test_data = [vc_n_ce(4869:6778,:);vc_n_cnep(1820:2717,:)];
```

```
test_label = [vc_n_ce_label(4869:6778,:);vc_n_cnep_label(1820:2717,:)];
```

```
% faz a leitura dos dados de treinamento e avaliação (Item 6)
```

```
% Treinamento CE: pacientes 12 a 19, Avaliação CE: pacientes 20 a 30, 10 a
```

```
% 11
```

```
% Treinamento CNEP: pacientes 1 a 4, Avaliação CNEP: pacientes 5 a 11
```

```
case 6
```

```
train_data = [vc_n_ce(1:4550,:);vc_n_cnep(1:1459,:)];
```

```
train_label = [vc_n_ce_label(1:4550,:);vc_n_cnep_label(1:1459,:)];
```

```
test_data = [vc_n_ce(4551:6778,:);vc_n_cnep(1460:2717,:)];
```

```
test_label = [vc_n_ce_label(4551:6778,:);vc_n_cnep_label(1460:2717,:)];
```

```
% faz a leitura dos dados de treinamento e avaliação (Item 7)
% Treinamento CE: pacientes 12 a 17, Avaliação CE: pacientes 18 a 30, 10 a
% 11
% Treinamento CNEP: pacientes 1 a 3, Avaliação CNEP: pacientes 4 a 11
```

```
case 7
train_data = [vc_n_ce(1:4326,:);vc_n_cnep(1:1004,:)];
train_label = [vc_n_ce_label(1:4326,:);vc_n_cnep_label(1:1004,:)];
test_data = [vc_n_ce(4327:6778,:);vc_n_cnep(1005:2717,:)];
test_label = [vc_n_ce_label(4327:6778,:);vc_n_cnep_label(1005:2717,:)];

% faz a leitura dos dados de treinamento e avaliação (Item 8)
% Treinamento CE: pacientes 12 a 15, Avaliação CE: pacientes 16 a 30, 10 a
% 11
% Treinamento CNEP: pacientes 1 a 2, Avaliação CNEP: pacientes 3 a 11
```

```
case 8
train_data = [vc_n_ce(1:3175,:);vc_n_cnep(1:263,:)];
train_label = [vc_n_ce_label(1:3175,:);vc_n_cnep_label(1:263,:)];
test_data = [vc_n_ce(3176:6778,:);vc_n_cnep(264:2717,:)];
test_label = [vc_n_ce_label(3176:6778,:);vc_n_cnep_label(264:2717,:)];
```

```
% faz a leitura dos dados de treinamento e avaliação (Item 9)
% Treinamento CE: pacientes 12 a 13, Avaliação CE: pacientes 14 a 30, 10 a
% 11
% Treinamento CNEP: pacientes 1, Avaliação CNEP: pacientes 2 a 11
```

```
case 9
train_data = [vc_n_ce(1:1550,:);vc_n_cnep(1:139,:)];
train_label = [vc_n_ce_label(1:1550,:);vc_n_cnep_label(1:139,:)];
test_data = [vc_n_ce(1551:6778,:);vc_n_cnep(140:2717,:)];
test_label = [vc_n_ce_label(1551:6778,:);vc_n_cnep_label(140:2717,:)];
```

```
end
```

```
%% faz o treinamento na SVM - Kernel "Linear"
model_L = svmtrain(train_label, train_data, '-b 1 -h 0 -t 0');
```

```
% faz a previsão na SVM
[predict_label_L, accuracy_L, prob_estimates_L] = ...
    svmpredict(test_label, test_data, model_L, '-b 1');
```

```
% gera a matriz de confusão e calcula a Acurácia, Sensitividade e
% Especificidade
[cMatrix_L,cOrder_L] = confusionmat(test_label,predict_label_L);

sensitivity_L = 100*(cMatrix_L(2,2)/(sum(cMatrix_L(2,:))));
specificity_L = 100*(cMatrix_L(1,1)/(sum(cMatrix_L(1,:))));

result_L = [accuracy_L(1,1) sensitivity_L specificity_L];
display(result_L');

%% faz o treinamento na SVM - Kernel "Polinomial"
model_P = svmtrain(train_label, train_data, '-b 1 -h 0 -t 1');

% faz a previsão na SVM
[predict_label_P, accuracy_P, prob_estimates_P] = ...
    svmpredict(test_label, test_data, model_P, '-b 1');

% gera a matriz de confusão e calcula a Acurácia, Sensitividade e
% Especificidade
[cMatrix_P,cOrder_P] = confusionmat(test_label,predict_label_P);

sensitivity_P = 100*(cMatrix_P(2,2)/(sum(cMatrix_P(2,:))));
specificity_P = 100*(cMatrix_P(1,1)/(sum(cMatrix_P(1,:))));

result_P = [accuracy_P(1,1) sensitivity_P specificity_P];
display(result_P');

%% faz o treinamento na SVM - Kernel "RBF"
model_R = svmtrain(train_label, train_data, '-b 1 -h 0 -t 2');

% faz a previsão na SVM
[predict_label_R, accuracy_R, prob_estimates_R] = ...
    svmpredict(test_label, test_data, model_R, '-b 1');

% gera a matriz de confusão e calcula a Acurácia, Sensitividade e
% Especificidade
[cMatrix_R,cOrder_R] = confusionmat(test_label,predict_label_R);

sensitivity_R = 100*(cMatrix_R(2,2)/(sum(cMatrix_R(2,:))));
specificity_R = 100*(cMatrix_R(1,1)/(sum(cMatrix_R(1,:))));
```

```
result_R = [accuracy_R(1,1) sensitivity_R specificity_R];
display(result_R');

%% faz o treinamento na SVM - Kernel "Sigmoide"
model_S = svmtrain(train_label, train_data, '-b 1 -h 0 -t 3');

% faz a previsão na SVM
[predict_label_S, accuracy_S, prob_estimates_S] = ...
    svmpredict(test_label, test_data, model_S, '-b 1');

% gera a matriz de confusão e calcula a Acurácia, Sensitividade e
% Especificidade
[cMatrix_S, cOrder_S] = confusionmat(test_label, predict_label_S);

sensitivity_S = 100*(cMatrix_S(2,2)/(sum(cMatrix_S(2,:))));
specificity_S = 100*(cMatrix_S(1,1)/(sum(cMatrix_S(1,:))));

result_S = [accuracy_S(1,1) sensitivity_S specificity_S];
display(result_S');

toc; % finaliza a contagem do tempo do processamento do script
```


APÊNDICE E – MATLAB: Normalização dos Vetores de Características e utilização do classificador SVM - tempo total de cada crise - Experimentos 3 e 4

```
%% Parte 3 - Normalização (escalonamento) dos vetores de características e
% utilização da Máquina de Vetores de Suporte (SVM) através do pacote LibSVM
% Experimentos 3 e 4
```

```
tic; % inicia a contagem do tempo do processamento do script
```

```
clear all
```

```
close all
```

```
clc
```

```
%% carrega o vetor de características e as classes referente a cada linha
```

```
load vc_coif_ce_total; % carrega os dados de CE
```

```
load vc_coif_ce_total_label; % carrega as classes dos dados de CE
```

```
load vc_coif_cnep_total; % carrega os dados de CNEP
```

```
load vc_coif_cnep_total_label; % carrega as classes dos dados de CNEP
```

```
v = vc_coif_ce_total(:,1:24);
```

```
vc_n_ce_label = vc_coif_ce_total_label;
```

```
w = vc_coif_cnep_total(:,1:24);
```

```
vc_n_cnep_label = vc_coif_cnep_total_label;
```

```
%% faz a normalização (escalonamento) dos vetores de características de
```

```
% crises epilépticas (ce) no intervalo entre [-1 e 1]
```

```
a = max (v(:));
```

```
b = min (v(:));
```

```
vx = 2* v / (a-b);
```

```
c = min (vx(:));
```

```
vc_n_ce = vx - (c + 1); % vetor normalizado de treinamento

%% faz a normalização (escalonamento) dos vetores de características de
% crises não epilêpticas psicogênicas (cnep) no intervalo entre [-1 e 1]

c = max (w(:));
d = min (w(:));

wx = 2* w / (c-d);

d = min (wx(:));

vc_n_cnep = wx - (d + 1); % vetor normalizado de avaliação

%% seleciona um dos casos para treinamento e avaliação
sel_caso = 1;

switch(sel_caso)

% faz a leitura dos dados de treinamento e avaliação (Item 1)
% Treinamento CE: pacientes 12 a 29, Avaliação CE: pacientes 30, 10 a 11
% Treinamento CNEP: pacientes 1 a 9, Avaliação CNEP: pacientes 10 a 11

    case 1
        train_data = [vc_n_ce(1:105,:);vc_n_cnep(1:40,:)];
        train_label = [vc_n_ce_label(1:105,:);vc_n_cnep_label(1:40,:)];
        test_data = [vc_n_ce(106:117,:);vc_n_cnep(41:42,:)];
        test_label = [vc_n_ce_label(106:117,:);vc_n_cnep_label(41:42,:)];

% faz a leitura dos dados de treinamento e avaliação (Item 2)
% Treinamento CE: pacientes 12 a 27, Avaliação CE: pacientes 28 a 30, 10 a
% 11
% Treinamento CNEP: pacientes 1 a 8, Avaliação CNEP: pacientes 9 a 11

    case 2
        train_data = [vc_n_ce(1:97,:);vc_n_cnep(1:38,:)];
        train_label = [vc_n_ce_label(1:97,:);vc_n_cnep_label(1:38,:)];
        test_data = [vc_n_ce(98:117,:);vc_n_cnep(39:42,:)];
        test_label = [vc_n_ce_label(98:117,:);vc_n_cnep_label(39:42,:)];
```

```
% faz a leitura dos dados de treinamento e avaliação (Item 3)
% Treinamento CE: pacientes 12 a 25, Avaliação CE: pacientes 26 a 30, 10 a
% 11
% Treinamento CNEP: pacientes 1 a 7, Avaliação CNEP: pacientes 8 a 11
```

```
case 3
train_data = [vc_n_ce(1:90,:);vc_n_cnep(1:35,:)];
train_label = [vc_n_ce_label(1:90,:);vc_n_cnep_label(1:35,:)];
test_data = [vc_n_ce(91:117,:);vc_n_cnep(36:42,:)];
test_label = [vc_n_ce_label(91:117,:);vc_n_cnep_label(36:42,:)];

% faz a leitura dos dados de treinamento e avaliação (Item 4)
% Treinamento CE: pacientes 12 a 23, Avaliação CE: pacientes 24 a 30, 10 a
% 11
% Treinamento CNEP: pacientes 1 a 6, Avaliação CNEP: pacientes 7 a 11
```

```
case 4
train_data = [vc_n_ce(1:84,:);vc_n_cnep(1:34,:)];
train_label = [vc_n_ce_label(1:84,:);vc_n_cnep_label(1:34,:)];
test_data = [vc_n_ce(85:117,:);vc_n_cnep(35:42,:)];
test_label = [vc_n_ce_label(85:117,:);vc_n_cnep_label(35:42,:)];

% faz a leitura dos dados de treinamento e avaliação (Item 5)
% Treinamento CE: pacientes 12 a 21, Avaliação CE: pacientes 22 a 30, 10 a
% 11
% Treinamento CNEP: pacientes 1 a 5, Avaliação CNEP: pacientes 6 a 11
```

```
case 5
train_data = [vc_n_ce(1:78,:);vc_n_cnep(1:31,:)];
train_label = [vc_n_ce_label(1:78,:);vc_n_cnep_label(1:31,:)];
test_data = [vc_n_ce(79:117,:);vc_n_cnep(32:42,:)];
test_label = [vc_n_ce_label(79:117,:);vc_n_cnep_label(32:42,:)];

% faz a leitura dos dados de treinamento e avaliação (Item 6)
% Treinamento CE: pacientes 12 a 19, Avaliação CE: pacientes 20 a 30, 10 a
% 11
% Treinamento CNEP: pacientes 1 a 4, Avaliação CNEP: pacientes 5 a 11
```

```
case 6
train_data = [vc_n_ce(1:75,:);vc_n_cnep(1:28,:)];
train_label = [vc_n_ce_label(1:75,:);vc_n_cnep_label(1:28,:)];
test_data = [vc_n_ce(76:117,:);vc_n_cnep(29:42,:)];
```

```
test_label = [vc_n_ce_label(76:117,:);vc_n_cnep_label(29:42,:)];

% faz a leitura dos dados de treinamento e avaliação (Item 7)
% Treinamento CE: pacientes 12 a 17, Avaliação CE: pacientes 18 a 30, 10 a
% 11
% Treinamento CNEP: pacientes 1 a 3, Avaliação CNEP: pacientes 4 a 11

    case 7
train_data = [vc_n_ce(1:71,:);vc_n_cnep(1:25,:)];
train_label = [vc_n_ce_label(1:71,:);vc_n_cnep_label(1:25,:)];
test_data = [vc_n_ce(72:117,:);vc_n_cnep(26:42,:)];
test_label = [vc_n_ce_label(72:117,:);vc_n_cnep_label(26:42,:)];

% faz a leitura dos dados de treinamento e avaliação (Item 8)
% Treinamento CE: pacientes 12 a 15, Avaliação CE: pacientes 16 a 30, 10 a
% 11
% Treinamento CNEP: pacientes 1 a 2, Avaliação CNEP: pacientes 3 a 11

    case 8
train_data = [vc_n_ce(1:57,:);vc_n_cnep(1:18,:)];
train_label = [vc_n_ce_label(1:57,:);vc_n_cnep_label(1:18,:)];
test_data = [vc_n_ce(58:117,:);vc_n_cnep(19:42,:)];
test_label = [vc_n_ce_label(58:117,:);vc_n_cnep_label(19:42,:)];

% faz a leitura dos dados de treinamento e avaliação (Item 9)
% Treinamento CE: pacientes 12 a 13, Avaliação CE: pacientes 14 a 30, 10 a
% 11
% Treinamento CNEP: pacientes 1, Avaliação CNEP: pacientes 2 a 11

    case 9
train_data = [vc_n_ce(1:32,:);vc_n_cnep(1:17,:)];
train_label = [vc_n_ce_label(1:32,:);vc_n_cnep_label(1:17,:)];
test_data = [vc_n_ce(33:117,:);vc_n_cnep(18:42,:)];
test_label = [vc_n_ce_label(33:117,:);vc_n_cnep_label(18:42,:)];

end

%% faz o treinamento na SVM - Kernel "Linear"
model_L = svmtrain(train_label, train_data, '-b 1 -h 0 -t 0');

% faz a previsão na SVM
[predict_label_L, accuracy_L, prob_estimates_L] = ...
```

```
svmpredict(test_label, test_data, model_L, '-b 1');

% gera a matriz de confusão e calcula a Acurácia, Sensitividade e
% Especificidade
[cMatrix_L,cOrder_L] = confusionmat(test_label,predict_label_L);

sensitivity_L = 100*(cMatrix_L(2,2)/(sum(cMatrix_L(2,:))));
specificity_L = 100*(cMatrix_L(1,1)/(sum(cMatrix_L(1,:))));

result_L = [accuracy_L(1,1) sensitivity_L specificity_L];
display(result_L');

%% faz o treinamento na SVM - Kernel "Polinomial"
model_P = svmtrain(train_label, train_data, '-b 1 -h 0 -t 1');

% faz a previsão na SVM
[predict_label_P, accuracy_P, prob_estimates_P] = ...
    svmpredict(test_label, test_data, model_P, '-b 1');

% gera a matriz de confusão e calcula a Acurácia, Sensitividade e
% Especificidade
[cMatrix_P,cOrder_P] = confusionmat(test_label,predict_label_P);

sensitivity_P = 100*(cMatrix_P(2,2)/(sum(cMatrix_P(2,:))));
specificity_P = 100*(cMatrix_P(1,1)/(sum(cMatrix_P(1,:))));

result_P = [accuracy_P(1,1) sensitivity_P specificity_P];
display(result_P');

%% faz o treinamento na SVM - Kernel "RBF"
model_R = svmtrain(train_label, train_data, '-b 1 -h 0 -t 2');

% faz a previsão na SVM
[predict_label_R, accuracy_R, prob_estimates_R] = ...
    svmpredict(test_label, test_data, model_R, '-b 1');

% gera a matriz de confusão e calcula a Acurácia, Sensitividade e
% Especificidade
[cMatrix_R,cOrder_R] = confusionmat(test_label,predict_label_R);

sensitivity_R = 100*(cMatrix_R(2,2)/(sum(cMatrix_R(2,:))));
specificity_R = 100*(cMatrix_R(1,1)/(sum(cMatrix_R(1,:))));
```

```
result_R = [accuracy_R(1,1) sensitivity_R specificity_R];
display(result_R');

%% faz o treinamento na SVM - Kernel "Sigmoide"
model_S = svmtrain(train_label, train_data, '-b 1 -h 0 -t 3');

% faz a previsão na SVM
[predict_label_S, accuracy_S, prob_estimates_S] = ...
    svmpredict(test_label, test_data, model_S, '-b 1');

% gera a matriz de confusão e calcula a Acurácia, Sensitividade e
% Especificidade
[cMatrix_S,cOrder_S] = confusionmat(test_label,predict_label_S);

sensitivity_S = 100*(cMatrix_S(2,2)/(sum(cMatrix_S(2,:))));
specificity_S = 100*(cMatrix_S(1,1)/(sum(cMatrix_S(1,:))));

result_S = [accuracy_S(1,1) sensitivity_S specificity_S];
display(result_S');

toc; % finaliza a contagem do tempo do processamento do script
```

APÊNDICE F – Matriz de Confusão

Os resultados das acurácias, sensibilidade e especificidade, do capítulo 5 (Tabelas 3 a 26), foram baseados nas matrizes de confusão deste apêndice. Cada matriz de confusão foi representada de acordo com o modelo seguinte:

		DOENÇA	
		Presente	Ausente
TESTE	Positivo	Verdadeiro Positivo (VP)	Falso Positivo (FP)
	Negativo	Falso Negativo (FN)	Verdadeiro Negativo (VN)

Tabela 3 - Experimento 1

Item 1	674	0	Item 2	995	0	Item 3	1295	0
	0	606		0	659		0	713
Item 4	1355	0	Item 5	1910	0	Item 6	2228	0
	0	798		0	898		0	1258
Item 7	2452	0	Item 8	3603	0	Item 9	5228	0
	0	1713		0	2454		0	2578

Tabela 4 - Experimento 1

Item 1	674	0	Item 2	995	0	Item 3	1295	0
	0	606		0	659		0	713
Item 4	1355	0	Item 5	1910	0	Item 6	2228	0
	0	798		0	898		0	1258
Item 7	2452	0	Item 8	3603	1	Item 9	5228	1
	0	1713		0	2453		0	2577

Tabela 5 - Experimento 2

Item 1	674	606	Item 2	995	659	Item 3	1295	713
	0	0		0	0		0	0
Item 4	1355	798	Item 5	1910	898	Item 6	2228	1258
	0	0		0	0		0	0
Item 7	2452	1713	Item 8	3603	2454	Item 9	5228	2578
	0	0		0	0		0	0

Tabela 6 - Experimento 1

Item 1	674	606	Item 2	995	658	Item 3	1295	685
	0	0		0	1		0	28
Item 4	1355	792	Item 5	1910	898	Item 6	2228	1258
	0	6		0	0		0	0
Item 7	2452	1713	Item 8	3603	2454	Item 9	5228	2578
	0	0		0	0		0	0

Tabela 7 - Experimento 1

Item 1	674	606	Item 2	995	650	Item 3	1295	706
	0	0		0	9		0	7
Item 4	1355	792	Item 5	1910	898	Item 6	2228	1258
	0	6		0	0		0	0
Item 7	2452	1713	Item 8	3603	2454	Item 9	5228	2578
	0	0		0	0		0	0

Tabela 8 - Experimento 2

Item 1	674	606	Item 2	995	659	Item 3	1295	713
	0	0		0	0		0	0
Item 4	1355	798	Item 5	1910	898	Item 6	2227	1257
	0	0		0	0		1	1
Item 7	2452	1713	Item 8	3603	2454	Item 9	5228	2576
	0	0		0	0		0	2

Tabela 9 - Experimento 1

Item 1	674	0	Item 2	994	1	Item 3	1290	2
	0	606		1	658		5	711
Item 4	1351	11	Item 5	1905	11	Item 6	2216	15
	4	787		5	887		12	1243
Item 7	2448	9	Item 8	3603	0	Item 9	5228	0
	4	1704		0	2454		0	2578

Tabela 10 - Experimento 1

Item 1	672	0	Item 2	993	2	Item 3	1288	2
	2	606		2	657		7	711
Item 4	1352	9	Item 5	1909	9	Item 6	2226	10
	3	789		1	889		2	1248
Item 7	2452	10	Item 8	3603	1	Item 9	5228	1
	0	1703		0	2453		0	2577

Tabela 11 - Experimento 2

Item 1	674	606	Item 2	995	659	Item 3	1295	713
	0	0		0	0		0	0
Item 4	1355	797	Item 5	1910	897	Item 6	2192	1256
	0	1		0	1		36	2
Item 7	2451	1710	Item 8	3603	2454	Item 9	5228	2578
	1	3		0	0		0	0

Tabela 12 - Experimento 1

Item 1	673	0	Item 2	994	1	Item 3	1288	2
	1	606		1	658		7	711
Item 4	1351	9	Item 5	1905	10	Item 6	2218	10
	4	789		5	888		10	1248
Item 7	2449	4	Item 8	3603	0	Item 9	5228	0
	3	1709		0	2454		0	2578

Tabela 13 - Experimento 1

Item 1	669	0	Item 2	990	2	Item 3	1287	2
	5	606		5	657		8	711
Item 4	1353	8	Item 5	1906	8	Item 6	2223	10
	2	790		4	890		5	1248
Item 7	2450	10	Item 8	3603	1	Item 9	5228	1
	2	1703		0	2453		0	2577

Tabela 14 - Experimento 2

Item 1	674	606	Item 2	995	659	Item 3	1295	713
	0	0		0	0		0	0
Item 4	1355	797	Item 5	1910	897	Item 6	2202	1257
	0	1		0	1		26	1
Item 7	2449	1705	Item 8	3603	2454	Item 9	5228	2578
	3	8		0	0		0	0

Tabela 15 - Experimento 3

Item 1	12	0	Item 2	20	0	Item 3	27	0
	0	2		0	4		0	7
Item 4	33	0	Item 5	39	0	Item 6	42	0
	0	8		0	11		0	14
Item 7	46	0	Item 8	60	0	Item 9	85	0
	0	17		0	24		0	25

Tabela 16 - Experimento 3

Item 1	12	0	Item 2	20	0	Item 3	27	0
	0	2		0	4		0	7
Item 4	33	0	Item 5	39	0	Item 6	42	0
	0	8		0	11		0	14
Item 7	46	0	Item 8	60	0	Item 9	85	1
	0	17		0	24		0	24

Tabela 17 - Experimento 4

Item 1	12	2	Item 2	20	4	Item 3	27	7
	0	0		0	0		0	0
Item 4	33	8	Item 5	39	10	Item 6	42	13
	0	0		0	1		0	1
Item 7	46	17	Item 8	60	24	Item 9	85	25
	0	0		0	0		0	0

Tabela 18 - Experimento 3

Item 1	12	0	Item 2	20	0	Item 3	27	0
	0	2		0	4		0	7
Item 4	33	0	Item 5	39	0	Item 6	42	0
	0	8		0	11		0	14
Item 7	46	0	Item 8	60	0	Item 9	85	0
	0	17		0	24		0	25

Tabela 19 - Experimento 3

Item 1	12	2	Item 2	20	2	Item 3	27	4
	0	0		0	2		0	3
Item 4	33	4	Item 5	39	7	Item 6	42	8
	0	4		0	4		0	6
Item 7	46	8	Item 8	60	24	Item 9	85	25
	0	9		0	0		0	0

Tabela 20 - Experimento 4

Item 1	12	2	Item 2	20	4	Item 3	27	7
	0	0		0	0		0	0
Item 4	33	7	Item 5	39	10	Item 6	42	14
	0	1		0	1		0	0
Item 7	46	17	Item 8	60	24	Item 9	85	25
	0	0		0	0		0	0

Tabela 21 - Experimento 3

Item 1	12	0	Item 2	20	0	Item 3	27	0
	0	2		0	4		0	7
Item 4	33	0	Item 5	39	0	Item 6	42	0
	0	8		0	11		0	14
Item 7	46	0	Item 8	60	0	Item 9	85	0
	0	17		0	24		0	25

Tabela 22 - Experimento 3

Item 1	12	0	Item 2	20	0	Item 3	27	0
	0	2		0	4		0	7
Item 4	33	0	Item 5	39	0	Item 6	42	0
	0	8		0	11		0	14
Item 7	46	0	Item 8	60	0	Item 9	85	1
	0	17		0	24		0	24

Tabela 23 - Experimento 4

Item 1	12	2	Item 2	16	4	Item 3	27	6
	0	0		4	0		0	1
Item 4	33	7	Item 5	36	10	Item 6	38	13
	0	1		3	1		4	1
Item 7	45	16	Item 8	59	23	Item 9	85	25
	1	1		1	1		0	0

Tabela 24 - Experimento 3

Item 1	12	0	Item 2	20	0	Item 3	27	0
	0	2		0	4		0	7
Item 4	33	0	Item 5	39	0	Item 6	42	0
	0	8		0	11		0	14
Item 7	46	0	Item 8	60	0	Item 9	85	0
	0	17		0	24		0	25

Tabela 25 - Experimento 3

Item 1	12	0	Item 2	20	0	Item 3	27	0
	0	2		0	4		0	7
Item 4	33	0	Item 5	39	0	Item 6	42	0
	0	8		0	11		0	14
Item 7	46	0	Item 8	60	0	Item 9	85	1
	0	17		0	24		0	24

Tabela 26 - Experimento 4

Item 1	9	2	Item 2	17	4	Item 3	23	6
	3	0		3	0		4	1
Item 4	27	7	Item 5	30	9	Item 6	42	14
	6	1		9	2		0	0
Item 7	41	17	Item 8	60	24	Item 9	85	25
	5	0		0	0		0	0